

Klassifikation der Lehrkräfte an Berliner Schulen anhand ihrer Einstellung zur Schulentwicklung

Classification of teachers in Berlin based on their attitude towards school development



Bachelorarbeit

zur Erlangung des akademischen Grades Bachelor of Science (B. Sc.)

in Volkswirtschaftslehre

an der Wirtschaftswissenschaftlichen Fakultät

der Humboldt-Universität zu Berlin

vorgelegt von

Nicole Hermann

Immatrikulationsnummer: 551437

Erstgutachter: Prof. Dr. Wolfgang Härdle

Zweitgutachterin: Prof. Dr. Marlene Müller

Betreuer: Dr. Sigbert Klinke

Danksagung

Zunächst möchte ich mich an dieser Stelle bei all denjenigen bedanken, die mich während der Anfertigung dieser Bachelorarbeit durch ihre fachliche und persönliche Unterstützung begleitet haben.

Ganz besonders gilt dieser Dank meinem Betreuer, Herrn Dr. Sigbert Klinke, für seine ausgiebige Unterstützung und vor allem für die Motivation im Bereich Statistik während meines gesamten Studiums.

Ein besonderer Dank gilt meiner Familie, meinem Freund und meinen Freunden, die mich während dieser Zeit begleitet haben und auf deren Unterstützung ich immer zählen kann.

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis	iii
Abbildungsverzeichnis	iv
Tabellenverzeichnis	vi
1 Einleitung	1
2 Clusteranalyse	2
2.1 Definition	2
2.2 Geometrische Clusterverfahren	3
2.3 Unähnlichkeits- und Ähnlichkeitsmaße	6
2.4 Hierarchisches Clusterverfahren	8
2.5 K-Means-Verfahren	9
2.6 Two-Step-Cluster	10
3 Datensatz	12
3.1 Erhebung der Stichprobe	12
3.2 Inhaltlicher Aufbau des Fragebogens	13
3.3 Erläuterung der Faktor- und Reliabilitätsanalyse	14
4 Deskriptive Statistik	17
5 Clusteranalyse am Datensatz	22
5.1 Streudiagramm-Matrix	22
5.2 Hierarchische Clusteranalyse	23
5.3 Clusterzentrenanalyse	26
5.4 Two-Step-Clusteranalyse	29
5.5 Interpretation und Vergleich der Cluster	33
6 Fazit	35
Literaturverzeichnis	37
A Abbildungen	38

Abkürzungsverzeichnis

AIC	Akaikes Informationskriterium
BIC	Bayesianisches Informationskriterium
QEBS	Qualitätsentwicklung in beruflichen Schulen
SUE	Systematische Unterrichtsentwicklung in beruflichen Schulen durch integratives Qualitätsmanagement
s_belast	Belastungserleben
s_inevanu	Nutzen interner Evaluation
s_kult	Schulkultur
s_rolle	Lehrerrolle
s_seeinstell	Einstellung zur Schulentwicklung
s_seinfbed	Informationsbedürfnis über Schulentwicklungsaktivitäten
s_sekomm	Kommunikation über Schulentwicklung und interne Evaluation
s_senu	Nutzen von Schulentwicklung/aktivitäten
s_sl	Schulleitung
s_sorg	Schulorganisation
s_zufried	Arbeitszufriedenheit

Abbildungsverzeichnis

1	Streudiagramm-Matrix der Iris Daten	3
2	Andrews Kurven der Iris Daten	4
3	Parallele Koordinaten der Iris Daten	5
4	Geschlechterverhältnis der befragten Lehrkräfte	17
5	Bevölkerungspyramide der befragten Lehrkräfte	17
6	Kreuztabelle der Lehrkräfte im Schuldienst und im Schuldienst an der gleichen Schule	18
7	Boxplots zur Einstellung der Lehrkräfte zur Schulentwicklung	18
8	Deskriptive Statistik der Faktoren	19
9	Häufigkeitsverteilung der Faktoren	20
10	Korrelationsmatrix der Faktoren	21
11	Streudiagramm-Matrix der Faktoren	23
12	Dendrogramm der Ward Clusteranalyse. X-Achse: Fall-Nr. Y-Achse: Kombina- tion skaliertter Abstands-Cluster	24
13	Tabelle mit der Clusterzuordnung der Ward Clusteranalyse	24
14	Clusterprofil der Ward Clusteranalyse	25
15	Fehlerbalken der Mittelwerte der Ward Clusteranalyse	25
16	Ergebnisse der Clusterzentrenanalyse	26
17	Kreuztabelle der Lösungen des Ward-Verfahrens und Clusterzentrenanalyse .	27
18	Ergebnis der Clusterzentrenanalyse mit drei Cluster	27
19	Mittelwerte der Clusterzentrenanalyse mit drei Clustern	28
20	Streudiagramm-Matrix der Clusterzentrenanalyse mit drei Cluster	28
21	Vergleich der Zwei-Cluster- mit der Drei-Cluster-Lösung	29
22	Ergebnis der Two-Step-Clusteranalyse	29
23	Clusterzuordnung des Two-Step-Cluster im Vergleich mit den anderen Verfahren	30
24	Mittelwerte des Two-Step-Cluster	30
25	Bedeutsamkeit der Faktoren	31
26	Ergebnisse der Two-Step-Clusteranalyse mit unterschiedlich vielen Inputs . .	32
27	Clusterzuordnung des Two-Step-Clusters mit fünf Faktoren im Vergleich mit den anderen Verfahren	32
28	Vergleich der Cluster nach dem Alter der Lehrkräfte	38
29	Vergleich der Cluster nach der Arbeitszeit der Lehrkräfte	38

30	Vergleich der Cluster nach der Dauer der Beschäftigung der Lehrkräfte	39
31	Vergleich der Cluster nach Funktionsstelleninhabern	39
32	Vergleich der Cluster nach der Zugehörigkeit der Lehrkräfte zu einem Schul- entwicklungsprojekt	40

Tabellenverzeichnis

1	Skalenübersicht mit Reliabilitäten (α) und Trennschärfen der Items (r_{it}) (vgl. Rückmann, 2015, in Vorbereitung)	15
2	Variablenübersicht	22
3	Vergleich der Drei-Cluster-Lösung des Two-Step-Verfahrens mit der Lösung der Clusterzentrenanalyse	33

1 Einleitung

Durch die Neufassung des Schulgesetzes für das Land Berlin wurden am 26. Januar 2004 neue Rechtsvorschriften verabschiedet. Eine der Vorschriften ist im §9 des Schulgesetzes für das Land Berlin niedergeschrieben und besagt, dass Schulen und Schulaufsichtsbehörden zu kontinuierlicher Qualitätssicherung verpflichtet sind. „Hierzu zählen insbesondere die interne und externe Evaluation, schul- und schulartübergreifende Vergleiche sowie zentrale Schulleistungsuntersuchungen.“¹

Um für eine optimale Schulentwicklung zu sorgen und die Rechtsvorschriften umzusetzen, wurde von der Abteilung Wirtschaftspädagogik der Humboldt-Universität zu Berlin ein Projekt entwickelt. Das Projekt soll die Schulen bei einer systematischen Unterrichtsentwicklung durch integratives Qualitätsmanagement durch „schulübergreifende Workshops, Fachtagungen und Arbeitsgruppen sowie Einzelschulcoaching bzw. die Moderation und Evaluation von Schulentwicklungsprozessen“ (Wagner et al., 2011, S. 4) unterstützen. Das Vorhaben wurde von der Senatsverwaltung für Bildung, Jugend und Sport finanziert und stellte einen Rahmen für das Projekt dar.

Nach dem Ablauf des Projekts wurde eine Datenerhebung durchgeführt. Die Daten geben unter anderem Auskunft über die Einstellung der Lehrkräfte zu Schulentwicklungsprozessen, über ihr berufliches Belastungsempfinden, ihre Arbeitszufriedenheit und die Identifikation der Lehrkräfte mit ihrer Schule. Das Ziel der Arbeit ist, den Datensatz auf Ähnlichkeitsstrukturen zu untersuchen. Es ist anzunehmen, dass Unterschiede in der Wahrnehmung der Schulentwicklungsprozesse durch Lehrkräfte bedingt durch das Belastungsempfinden oder die Arbeitszufriedenheit entstehen. Mit Hilfe der Clusteranalyse können diese Annahmen überprüft werden. Vor der Datenanalyse werden im Kapitel 2 die theoretischen Grundlagen der Clusteranalyse vorgestellt. Das Kapitel 3 gibt einen Überblick über den Datensatz. Bei der deskriptiven Statistik wird eine Darstellung der wichtigen Variablen dargeboten, woraufhin im Kapitel 5 die erarbeiteten theoretischen Grundlagen auf den Datensatz angewendet werden. Abschließend werden die wichtigsten Erkenntnisse zusammengefasst. Zur Analyse wird die Statistik-Software „IBM SPSS Statistics 21“ benutzt.

¹Schulgesetz für das Land Berlin (Schulgesetz - SchulG) vom 26. Januar 2004 unter: <http://gesetze.berlin.de/jportal/?quelle=jlink&query=SchulG+BE&psml=bsbeprod.psml&max=true&aiz=true> (abgerufen am 30.03.2015).

2 Clusteranalyse

Um einen Aufschluss über die Daten zu erlangen, wird der Datensatz des SUE-Projekts einer Clusteranalyse unterzogen. Bevor der Datensatz jedoch analysiert werden kann, müssen die theoretischen Grundlagen der Clusteranalyse mit ihren Vor- und Nachteilen untersucht werden.

2.1 Definition

Die Clusteranalyse ist ein Klassifikationsverfahren, das zu multivariaten Verfahren in der Statistik gehört. Das Ziel der Clusteranalyse ist es, eine Menge von Objekten in homogene Gruppen zusammenzufassen. Die Objekte einer Gruppe sollen hohe Ähnlichkeiten besitzen, wobei Objekte verschiedener homogener Gruppen voneinander unterschiedlich sind. Das Grundprinzip der Bildung der Cluster ist die Homogenität der Objekte innerhalb der Cluster und die Heterogenität zwischen den Clustern. (vgl. Bacher et al., 2010)

Zerfällt der Datensatz in eine Anzahl von homogenen Clustern, die sich deutlich voneinander unterscheiden, so handelt es sich um einen Idealfall. Es ist auch möglich, dass eine oder mehrere Gruppen von Beobachtungen sich deutlich untereinander und von dem Datensatz unterscheiden und deshalb als Cluster angesehen werden, wobei der Rest der Beobachtungen keine Struktur aufweist. (vgl. Wolf and Best, 2010)

Es gibt verschiedene Verfahren, um Gruppen zu klassifizieren. So werden die Clusterverfahren in geometrische und numerische Verfahren unterteilt. Numerische Verfahren werden jeweils in zwei Gruppen zerlegt deterministische und probabilistische Clusterverfahren. Bei der probabilistischen Analyse werden die Klassifikationsobjekte mit einer Wahrscheinlichkeit zwischen 0 und 1 den Clustern zugeordnet. Zu deterministischen Clusterverfahren gehören das partitionierende und hierarchische Klassifikationsverfahren, die gemeinsam mit geometrischen Verfahren in den nächsten Abschnitten näher erläutert werden. (vgl. Eckstein, 2012) In diesem Kapitel wird ebenfalls das Two-Step-Verfahren vorgestellt, das in SPSS seit der Version 11.5 implementiert ist und große Datenmengen clustern kann.

Es ist wichtig hervorzuheben, dass bestimmte Clusterstrukturen von den unterschiedlichen Verfahren nicht gleich gut identifiziert werden. Um dieses Problem zu minimieren, bietet sich der Vergleich der Ergebnisse verschiedener Klassifikationsverfahren an. Eine Clusteranalyse muss auch nicht zwingend sinnvolle Ergebnisse liefern. Das Ergebnis ist von der Interpretation der gewonnenen Cluster abhängig. Ein Klassifikationsverfahren kann auch zeigen, dass im Datensatz keine clusterähnlichen Strukturen vorliegen.

2.2 Geometrische Clusterverfahren

Die geometrischen Verfahren stellen bildhaft Ähnlichkeiten bezüglich vorliegender Gruppen dar. Mit Hilfe grafischer Darstellungen oder geometrischer Figuren kann eine mögliche Klassifizierung festgestellt werden. Obwohl das Verfahren subjektiv ist, eignet es sich zur Analyse von einer überschaubaren Anzahl von Beobachtungen und Cluster. (vgl. Eckstein, 2012)

Ein Streudiagramm steht beispielhaft für solche Verfahren und kann mehr als zwei metrische Variablen darstellen. Das Streudiagramm veranschaulicht die Informationen der Abhängigkeitsstrukturen. Auftretende Strukturen wie Cluster oder lineare Strukturen können mit geeigneten numerischen Verfahren gestützt werden. Eine Streudiagramm-Matrix zeigt die paarweise gemeinsame Verteilung für mehrere Variable. Für einen ersten Überblick ist dieses Verfahren sehr hilfreich und kann am Beispiel der Iris Daten veranschaulicht werden.

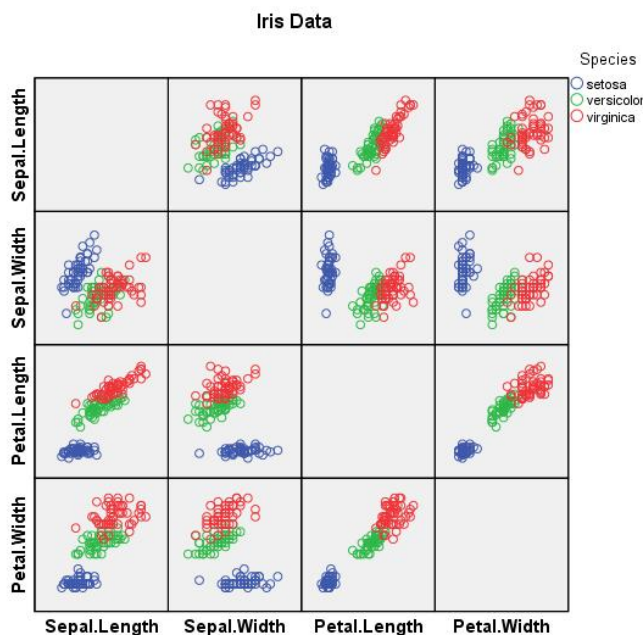


Abbildung 1: Streudiagramm-Matrix der Iris Daten

Die Streudiagramm-Matrix der Iris Daten (siehe Abbildung 1) zeigt durch die Färbung drei Arten der Schwertlilien (engl.: Iris), wobei ohne die Färbung die eindeutige Trennung der Iris Virginica von der Iris Versicolor nur schwer und nur mit Vorwissen erkennbar wäre. Da eine größere Anzahl der Variablen eine Streudiagramm-Matrix unübersichtlicher macht, haben die Tukey Brüder eine Reihe von Maßzahlen untersucht, die die Anzahl der Streudiagramme nur für die Maßzahlen reduzieren. Tukey und Tukey definierten den Begriff *Scagnostics* (engl.:

Scatterplot diagnostics), der zur Charakterisierung einer Punktwolke im Streudiagramm mit einer Reihe von Maßzahlen, wie z.B. der Ausreißeranteil oder die Monotonie für den Zusammenhang in den Daten dient. Weitere grafische Darstellungen, um hochdimensionale Strukturen zu visualisieren, sind Andrews Kurven und parallele Koordinaten. Andrews Kurven (siehe Abbildung 2) vereinfachen die Visualisierung multivariater Daten, indem jeder Kurve eine Beobachtung zugeordnet wird. Die untersuchten Variablen müssen kardinalskaliert und stetig sein.

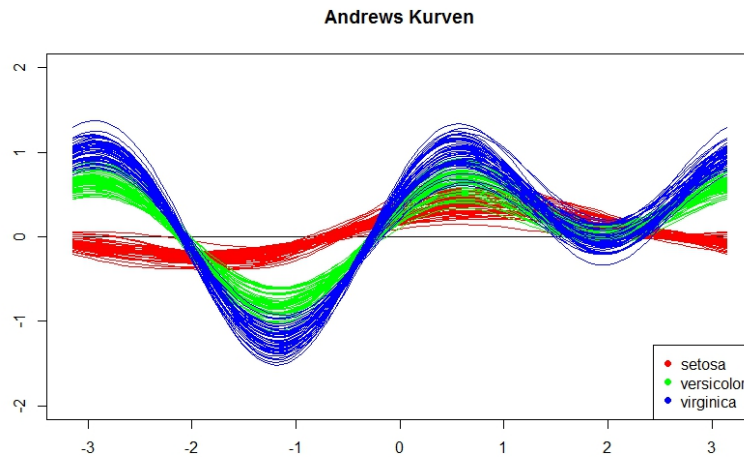


Abbildung 2: Andrews Kurven der Iris Daten

Zur Berechnung der Kurven wurde von Andrews 1972 eine Gleichung, die auf dem Intervall $[-\pi; \pi]$ betrachtet wird, implementiert.

$$f_i(t) = \frac{x_{i,1}}{\sqrt{2}} + x_{i,2} \cos(t) + x_{i,3} \sin(t) + x_{i,4} \cos(2t) + x_{i,5} \sin(2t) + \dots$$

Gibt es jedoch nur zwei Beobachtungen, dann gilt:

$$\int_{-\pi}^{\pi} (f_i(t) - f_j(t))^2 dt = \pi \sum_{k=1}^p (x_{i,k} - x_{j,k})^2.$$

Die linke Seite der Gleichung steht approximativ für die Fläche zwischen den Kurven und die Summe des quadrierten Abstandes zwischen zwei Beobachtungen. Auf der rechten Seite ist approximativ die euklidische Distanz. Wenn die Fläche zwischen den Kurven klein ist, dann weisen die Beobachtungen eine hohe Ähnlichkeit auf. Ist die Fläche groß, so deutet das daraufhin, dass die Beobachtungen unterschiedlich sind. Gibt es im Datensatz mehrere Kurven, die relativ eng beieinander liegen, ist das ein Hinweis auf einen möglichen Cluster. Die Andrews Kurven werden auch zur Visualisierung der Ausreißer genutzt.

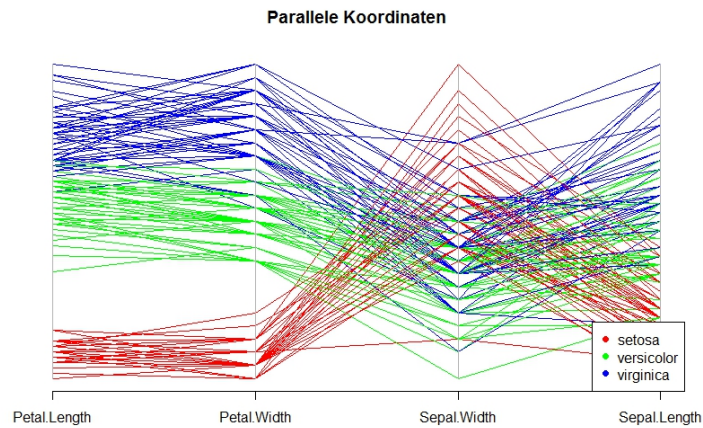


Abbildung 3: Parallele Koordinaten der Iris Daten

Parallele Koordinaten (siehe Abbildung 3) sind ebenfalls zur Visualisierung multivariater Daten geeignet. Bei Andrews Kurven wird jede Beobachtung von einer Linie dargestellt. Senkrechte Linien sind die Achsen des Koordinatensystems der Variablen, die parallel und in gleichen Abständen verlaufen. Dadurch führt eine zusätzliche Variable lediglich zu einer weiteren senkrechten Linie. Sowohl Andrews Kurven als auch Parallele Koordinaten vereinfachen die Visualisierung der Daten, indem ein mehrdimensionaler Raum in einem zweidimensionalen Raum abgebildet wird. Die Anordnung der Variablen spielt eine wichtige Rolle bei der Erkennung von Strukturen, somit führen unterschiedliche Anordnungen der Variablen zu unterschiedlichen grafischen Darstellungen. Mit einer hohen Anzahl von Beobachtungen werden auch die Andrews Kurven sowie Parallele Koordinaten unübersichtlich.

Ein weiteres Verfahren ist Chernoff-Gesichter, das mit Hilfe der geometrischen Figuren Ähnlichkeiten im Datensatz aufzeigen kann. Zum Vergleich der Daten wird zu jeder Beobachtung mit mehr als zwei und weniger als 37 kardinalskalierten Variablen ein menschliches Gesicht gezeichnet. Jede Variable erhält eins der 18 Gesichtsmerkmale, so dass jede Beobachtung ein Gesicht mit individuellen Merkmalen besitzt. Das Grundprinzip basiert darauf, dass es Menschen einfacher falle, die Gesichter zu unterscheiden und die komplexen hochdimensionalen Strukturen zu erfassen. Auf der Basis ähnlicher Physiognomien können Cluster gebildet werden, was ebenfalls subjektiv sein kann. Chernoff-Gesichter sind nur für eine kleine Anzahl von Beobachtungen geeignet. (vgl. Eckstein, 2012)

Geometrische Verfahren sind vor allem für den ersten Überblick über die Daten sehr hilfreich. Da diese aber meist subjektiv sind, ist es empfehlenswert, eine deterministische Clusteranalyse zur Prüfung der gewonnenen Erkenntnisse durchzuführen.

2.3 Unähnlichkeits- und Ähnlichkeitsmaße

Zur Quantifizierung von (Un-)Ähnlichkeiten zwischen Beobachtungen werden Ähnlichkeitsmaße bzw. Distanzmaße in der Clusteranalyse ermittelt, welche auch als Proximitätsmaße bezeichnet werden. Die Ähnlichkeitsmaße sind meist für nominale oder ordinale Variablen geeignet, wohingegen die Distanzmaße auf metrisch skalierte Variablen angewendet werden. Als Distanzmaße werden oft Metriken verwendet. Ist S eine Menge und d eine reelle Funktion auf kartesischem Produkt $S \times S$, dann ist d eine Metrik auf S mit folgenden Eigenschaften:

$$d(i, j) = d(j, i) \geq 0 \quad \text{für alle } i, j \in S,$$

$$d(i, i) = 0 \quad \text{für alle } i, j \in S,$$

$$d(i, k) + d(k, j) \geq d(i, j) \quad \text{für alle } i, j \in S.$$

Die erste Eigenschaft besagt, dass der Abstand zwischen i und j gleich dem Abstand zwischen j und i und nicht negativ ist. Die zweite Eigenschaft weist darauf hin, dass der Abstand eines Objektes zu sich selbst 0 beträgt. Die letzte Eigenschaft zeigt, dass der direkte Weg von i zu j ist kürzer als der Umweg über k .

Wird jedoch von einem Ähnlichkeitsmaß gesprochen, so wird von einer endlichen Menge I mit einer reellen Funktion s auf kartesischem Produkt $I \times I$ ausgegangen. Dabei ist s ein Ähnlichkeitsmaß bzw. die Ähnlichkeitsfunktion, für die gilt:

$$s(i, j) = s(j, i) \quad \text{für alle } i, j \in I$$

$$s(i, i) \geq s(i, j) \quad \text{für alle } i, j \in I.$$

Das Ähnlichkeitsmaß der Beobachtung i und j ist gleich dem Ähnlichkeitsmaß der Beobachtung j und i . Das Ähnlichkeitsmaß unterschiedlicher Beobachtungen ist immer kleiner oder gleich dem Ähnlichkeitsmaß der Beobachtung zu sich selbst, kann aber nie größer sein. Zudem kann ebenfalls gefordert sein, dass für alle $i, j \in I$ gilt:

$$s(i, j) \geq 0 \quad \text{und} \quad s(i, i) = 1.$$

Eine allgemeine Formel für Berechnung der Distanz des Ähnlichkeitsmaßes ist:

$$d(i, j) = \sqrt{s(i, i) + s(j, j) - 2s(i, j)}.$$

Bei meisten deterministischen Klassifikationsverfahren muss der Anwender selbst entscheiden welches (Un-)Ähnlichkeitsmaß für die Clusteranalyse geeignet ist. Ein (Un-)Ähnlichkeitsmaß ist abhängig vom Skalenniveau und ist nicht für alle Variablen gleich gut geeignet.

Bei diskreten Variablen ist eine genaue Überlegung notwendig. Während ordinalskalierte Variablen durch das Ersetzen der Ausprägungen durch die Rangstatistik wie kontinuierliche Variablen behandelt werden können, müssen kategoriale Variablen in mehrere binäre Variablen transformiert werden. Für binäre Variablen gibt es eine große Anzahl an (Un-)Ähnlichkeitsmaßen, auf die nicht eingegangen wird, da eine detaillierte Darstellung der Metriken über den Rahmen dieser Arbeit hinausgehen würde.

Wenn die Variablen bei der Clusteranalyse kardinalskaliert sind, so werden oft die Distanzmaße zur Messung von Ähnlichkeiten bzw. Unähnlichkeiten verwendet, insbesondere die City-Block-Distanz, euklidische Distanz, quadrierte euklidische Distanz und die Tschebyscheff-Distanz. Diese Distanzmaße lassen sich aus der Minkowski-Metrik durch das Einsetzen entsprechender Werte für den Parameter q ableiten.

$$d(i, j) = \sqrt[q]{\sum_{p=1}^P |x_{ip} - x_{jp}|^q}$$

Bei $q = 1$ ergibt sich die City-Block-Distanz, die auch unter dem Namen *Manhattan-Distanz* bekannt ist. Die Distanz beträgt:

$$d(i, j) = \sum_{p=1}^P |x_{ip} - x_{jp}|.$$

Die euklidische Distanz ($q = 2$) ist die Quadratwurzel der Summe aller quadrierten Differenzen zwischen den Variablenwerten. Die allgemeine Formel ist:

$$d(i, j) = \sqrt{\sum_{p=1}^P (x_{ip} - x_{jp})^2}.$$

Ein Spezialfall der euklidischen Distanz ist der Satz des Pythagoras, der nur bei zwei Variablenwerten ($P = 2$) anwendbar ist. Durch das Quadrieren der euklidischen Distanz werden große Distanzen stärker berücksichtigt. Es ist empfehlenswert, die quadrierte euklidische Distanz bei der Median-, Ward- und Zentroidmethode zu verwenden. Die Distanz berechnet sich als:

$$d(i, j) = \sum_{p=1}^P (x_{ip} - x_{jp})^2.$$

Die Tschebyscheff-Distanz entsteht durch das Einsetzen von $q = \infty$. Die Distanz beträgt:

$$\begin{aligned} d(i, j) &= \lim_{q \rightarrow \infty} \sqrt[q]{\sum_{p=1}^P |x_{ip} - x_{jp}|^q} \\ \Leftrightarrow d(i, j) &= \max_p |x_{ip} - x_{jp}|. \end{aligned}$$

Aber auch Ähnlichkeitsmaße, wie Kosinus und Pearson-Korrelation, können bei den quantitativen Variablen angewendet werden.

2.4 Hierarchisches Clusterverfahren

Das hierarchische Clusterverfahren ist ein geeignetes Klassifikationsverfahren, wenn im Vorfeld nicht bekannt ist, wie viele homogene Cluster im Datensatz enthalten sind. Durch divisive und agglomerative Vorgehensweisen sind zwei Typen des hierarchischen Clusterverfahrens definiert. Das hierarchisch-divisive Verfahren geht zunächst von einem Cluster, das alle Beobachtungen umfasst, aus. Schrittweise wird das Cluster in mehrere Gruppen unterteilt. Der Vorgang wird solange ausgeführt bis jeder Cluster nur noch aus einer Beobachtung besteht. Den umgekehrten Weg nutzt das hierarchisch-agglomerative Verfahren und geht von vielen Clustern mit je einer Beobachtung aus. Nacheinander werden Cluster, die sich am stärksten ähneln, zusammengefasst, bis letztendlich nur noch ein Cluster, das alle Beobachtungen enthält, vorhanden bleibt. Der Nachteil bei beiden Typen ist, dass bereits gebildete Cluster nicht mehr verändert werden können. In der Praxis wird lediglich das hierarchisch-agglomerative Verfahren verwendet. (vgl. Eckstein, 2012)

Das hierarchisch-agglomerative Verfahren setzt numerische Ähnlichkeitsmaße voraus, da eine Clusteranalyse nur mit numerischen Variablen durchgeführt werden kann. Bei der Berechnung der Ähnlichkeit der Objekte untereinander werden die in Kapitel 2.2 bereits erläuterte Distanzmaße bzw. Ähnlichkeitsmaße verwendet.

Bei der Wahl der optimalen Anzahl von Cluster kann das Dendrogramm sowie das Ellenbogenkriterium als Hilfsmittel herangezogen werden. Ein Dendrogramm ist eine geeignete grafische Darstellung des Fusionierungsvorganges. Es gibt unterschiedliche Fusionierungsmethoden. Unterschieden wird zwischen folgenden Verfahren:

- *Single Linkage*: Die Distanz zwischen den Cluster ist die minimale Distanz der Objekte unterschiedlicher Cluster. Es werden die Cluster fusioniert, dessen minimaler Abstand am kleinsten ist.
- *Complete Linkage*: Die Distanz zwischen den Cluster ist die maximale Distanz der Objekte unterschiedlicher Cluster.
- *Average Linkage between Groups*: Die Distanz zwischen zwei Cluster ist die durchschnittliche Distanz aller möglichen Paare, bei denen die Objekte aus verschiedenen Cluster stammen.
- *Average Linkage within Groups*: Die Distanz zwischen den Cluster ist die durchschnittliche Distanz aller möglichen Paare, sowohl zwischen der Cluster als auch zwischen den Paaren innerhalb eines Clusters.

- *Zentroid-Clustering*: Für jeden Cluster werden Mittelwerte berechnet. Die Distanz zwischen den Cluster ist die Distanz zwischen den Clusterzentren, die mit einem Ähnlichkeitsmaß bzw. Distanzmaß ermittelt wird.
- *Median-Clustering*: Die Methode ist dem Zentroid-Clustering ähnlich. Der Unterschied besteht darin, dass bei einer Fusionierung zweier Cluster der Mittelwert des neuen Clusters das arithmetische Mittel der ehemaligen Clusterzentren bildet.
- *Ward-Verfahren*: Es werden zunächst für jeden Cluster Mittelwerte gebildet. Anschließend wird die euklidische Distanz der Objekte zu den zugehörigen Clusterzentren ermittelt. Die Distanzen einzelner Cluster werden aufsummiert. Es werden die Cluster fusioniert, deren Gesamtsumme der Distanzen durch die Vereinigung den kleinsten Zuwachs hat.

Auch hier liegt die Wahl des Verfahrens beim Anwender. Findet in SPSS aber keine Wahl vom Anwender statt, so arbeitet die Software mit einem voreingestellten Distanzmaß, mit der euklidischen Distanz und mit der Single Linkage Methode.

2.5 K-Means-Verfahren

Während beim hierarchischen Verfahren die Anzahl der Cluster während des Verfahrens bestimmt wird, sollte diese beim K-Means im Vorfeld bekannt sein. Eine partitionierende Klassifikation beruht darauf, dass eine Vorstellung von der Anzahl der homogenen Gruppen existiert. Diese Anzahl bleibt während des Verfahrens unverändert. Auch diese Clusteranalyse ist für numerische Variablen sinnvoll, da die Clusterzentren zur Bildung der Cluster berechnet werden müssen. Das Ziel des Verfahrens definiert sich darin, möglichst homogene Gruppen mit Hilfe der Methode der kleinsten Quadrate zu bilden. Dabei soll die Summe der quadrierten Abstände der Objekte zum Mittelwert des Clusters minimiert werden. Die Streuung der Objekte eines Clusters zu den Clusterzentren wird hierbei mit Hilfe der quadrierten euklidischen Distanz ermittelt. Formal ausgedrückt:

$$SQ_{in}(K) = \sum_k \sum_{g \in k} \sum_j (x_{gj} - \bar{x}_{kj})^2 \rightarrow \min$$

Je kleiner der Abstand des Objekts aus dem Cluster zum Clusterzentrum ist, desto homogener ist die Gruppe. Infolgedessen sollte der Abstand der Objekte aus einem Cluster zu anderen Clusterzentren möglichst groß sein.

Der K-Means Lloyd-Algorithmus ist nach den folgenden Schritten konstruiert:

1. Es werden zufällig k Clusterzentren im Datensatz verteilt.
2. Jedes Objekt wird zum nächstgelegenen Clusterzentrum zugeordnet.
3. Die Clusterzentren werden neu berechnet.

Auf die Neuberechnung der Clusterzentren folgt eine neue Zuordnung der Objekte. Die Vorgänge bei 2. und 3. werden deswegen solange wiederholt bis die Cluster sich nicht mehr verändern. Die Lösung des Algorithmus ist von den Startclusterzentren abhängig. Eine andere zufällige Verteilung der Startclusterzentren kann zu einer abweichenden Clusterlösung führen. In SPSS wird das Verfahren wegen dem Algorithmus als Clusterzentrenanalyse bezeichnet.

Hat der Anwender jedoch keine Vorstellung von der Anzahl der Cluster im Datensatz, so kann er zunächst die geometrische Verfahren oder die hierarchische Clusteranalyse nutzen. In diesem Fall sind das Dendrogramm und das Ellenbogenkriterium zur Bestimmung der Anzahl der Cluster geeignet. Mit der gewonnen Erkenntnis über die Struktur der Daten kann das K-Means-Verfahren verwendet werden.

Um die Clusterlösung zu überprüfen, gibt es wenige technische Mittel, vor allem keine Kennzahlen, die die Güte der Lösungen des K-Means-Verfahren und der hierarchischen Clusteranalyse angeben kann. Somit muss der Anwender anhand von seinem theoretischen Wissen die Ergebnisse beurteilen und validieren. Ein Urteil über die Stabilität der Lösungen kann über den Vergleich der K-Means-Lösung mit der hierarchischen Clusterlösung gebildet werden.

2.6 Two-Step-Cluster

Der Two-Step-Cluster ist ein zweistufiges Clusterverfahren. In der ersten Stufe wird eine grobe Clusterung aller Objekte vorgenommen, anschließend werden in der zweiten Stufe mit einem hierarchischen Clusterverfahren endgültige Cluster gebildet. Aufgrund der Vorgruppierung der Objekte ist der Algorithmus sehr schnell und für große Datenmengen geeignet. Aus diesen Gründen wird das Verfahren für data mining eingesetzt. Im Gegensatz zu anderen Verfahren kann der Two-Step-Cluster mit kategorialen und stetigen Variablen gleichzeitig arbeiten. Jedoch müssen diese Variablen folgende Annahmen erfüllen: Metrisch skalierte Variablen sind normal und kategoriale Variablen multinomial verteilt sowie alle Variablen unabhängig sind. Die Anzahl von Cluster wird automatisch auf der Grundlage des BIC oder AIC ermittelt. (vgl. Brosius, 2008)

Als Distanzmaß stehen dem Verfahren die euklidische und die Log-Likelihood-Distanz zur Verfügung. Die euklidische Distanz wird verwendet, wenn ausschließlich metrisch skalierte

Variablen untersucht werden. Für kategoriale Variablen ist die euklidische Distanz ungeeignet. Dafür ist die Log-Likelihood-Distanz sowohl für kategoriale als auch metrisch skalierte Daten verwendbar. Die Log-Likelihood-Distanz ist definiert als

$$d(K, K^*) = \xi_K + \xi_{K^*} - \xi_{K, K^*},$$

wobei

$$\xi_{\bullet} = \underbrace{-n_{\bullet} \sum_{j=1}^p \frac{1}{2} \log(\sigma_{\bullet j}^2 + \sigma_j^2)}_{\text{Beitrag der metrischen Variablen}} + \underbrace{n_{\bullet} \sum_{j=1}^q \sum_{l=1}^{m_j} \pi_{\bullet jl} \log \pi_{\bullet jl}}_{\text{Beitrag der nominalen Variablen}}.$$

Es wird sowohl für die Cluster K und K^* als auch für den fusionierten Cluster $\{K, K^*\}$ ein Wert ξ , der als ein Streuungsmaß innerhalb einer Gruppe interpretiert werden kann, berechnet.

Die Two-Step-Clusteranalyse liefert zudem eine Maßzahl, die die Güte der Clusterlösung misst. Bei dieser Maßzahl handelt es sich um einen Silhouette-Kohäsions- und Trennungsmesswert, der in SPSS unter der Cluster-Qualität ausgewiesen ist. Die allgemeine Formel für die Berechnung der Silhouette ist definiert als:

$$S(x) = \begin{cases} 0 & \text{wenn } d(x, K) = 0 \\ \frac{d(x, K^*) - d(x, K)}{\max(d(x, K^*), d(x, K))} & \text{sonst,} \end{cases}$$

dabei steht $d(x, \bullet)$ für die Distanz zwischen einem Objekt x und einem Cluster C , die wie folgt berechnet wird:

$$d(x, C) = \frac{1}{n_C} \sum_{c \in C} d(c, x).$$

Der Silhouette-Kohäsions- und Trennungsmesswert kann Werte zwischen -1 und 1 annehmen. Die Bedeutung der Werte:

- $S(x) < 0$: Die Clusterlösung kann verbessert werden.
- $S(x) \approx 0$: Das Objekt x liegt zwischen zwei Clustern.
- $0 < S(x) \leq 0,25$: Die Daten weisen eine schwach ausgeprägte Clusterstruktur auf.
- $0,25 < S(x) \leq 0,5$: Es liegt eine mittelmäßige Clusterstruktur vor.
- $0,5 < S(x) \leq 1$: Die Clusterstruktur ist stark ausgeprägt.

Allerdings ist das Verfahren von der Sortierung der Daten abhängig und kann zu ungenauen Lösungen führen. Eine zufällige Anordnung der Daten könnte diese Fehler eliminieren. Der Two-Step-Cluster hat somit ein Trade-Off zwischen dem Rechenaufwand und der Genauigkeit der Ergebnisse. Durch eine zufällige Umsortierung der Daten und einer wiederholten Clusteranalyse können die Ergebnisse auf Robustheit geprüft werden.

3 Datensatz

Im Rahmen einer Modernisierung des Schulgesetzes im Jahr 2004 wurde von der Abteilung Wirtschaftspädagogik der Humboldt-Universität zu Berlin das SUE - Projekt entwickelt. Unter SUE ist eine Systematische Unterrichtsentwicklung in beruflichen Schulen durch integratives Qualitätsmanagement gemeint. Das Ziel des Projektes war, die Qualitätsentwicklung in Schulen durch Coaching und Unterstützungsleistungen zu verbessern. (vgl. Wagner et al., 2011)

Das SUE - Projekt fand an 13 beruflichen Schulen in Berlin im Zeitraum vom April 2009 bis Dezember 2010 statt. Im Anschluss wurde eine Befragung der Lehrkräfte an beteiligten Schulen durchgeführt, mit dem Ziel die Meinung zur Schulentwicklung sowie die Arbeits- und Belastungssituation der Lehrer zu erfassen.

In diesem Kapitel wird der Datensatz, der durch die Befragung der Lehrkräfte zur Schulentwicklung erhoben wurde, näher erläutert. Es wird ein Gesamtüberblick über die Stichprobe, den inhaltlichen Aufbau des Fragebogens und die Faktor- und Reliabilitätsanalyse dargeboten.

3.1 Erhebung der Stichprobe

Es wird von einer Grundgesamtheit ausgegangen, die alle Lehrkräfte Berliner Schulen umfasst, da sich die Modernisierung des Schulgesetzes auf alle öffentlichen Schulen in Berlin bezieht. Bei dieser Befragung handelt es sich um eine Teilerhebung, da nur eine Teilmenge der Grundgesamtheit erfasst wurde. Das Projekt hatte einen geringen finanziellen Rahmen, weswegen lediglich 13 Schulen beteiligt waren. Darüber hinaus wollten die Schulen, die bereits für das Vorgängerprojekt QEBS akquiriert wurden, an SUE teilnehmen. Die Auswahl der Schulen war also nicht zufällig. Es wurden auch nur die Lehrkräfte der beteiligten Schulen befragt. Es ist also keine Zufallsstichprobe, da nicht jeder Lehrer einer beliebigen Schule aus Berlin eine Wahrscheinlichkeit von größer Null besaß, um in die Stichprobe zu gelangen. Aufgrund dessen, dass hier keine Zufallsstichprobe stattgefunden hat, ist eine induktive Statistik mit den Daten ausgeschlossen.

Die Fragebögen wurden an den beteiligten Schulen ausgeteilt. Zu dem Projektzeitpunkt waren 1299 Lehrer² an den Schulen tätig. Es liegt keine Information vor, die bestätigt, dass jeder der 1299 Lehrer jeweils einen Fragebogen erhalten haben. Insgesamt erhielt das Institut für Erziehungswissenschaften 475 Fragebögen zurück, das eine Rücklaufquote von 37% ausmacht.

²Aufgrund der besseren Lesbarkeit wird in dieser Arbeit der Begriff „Lehrer“ für Lehrerinnen und Lehrer verwendet.

Es ist nicht bekannt, ob die fehlende Bereitschaft zur Beantwortung des Fragebogens aus systematischen oder nicht systematischen Gründen erfolgte. Hier wird eine Annahme getroffen, dass die Ausfälle keinen systematischen Charakter haben, um mögliche Verzerrungen auszuschließen. Nach Praxiserfahrungen haben schriftliche Umfragen eine geringe Rücklaufquote, die vor allem durch die freiwillige Teilnahme an der Befragung begünstigt wird (vgl. Bischoff, 2001). Bemerkenswert ist, dass eine der Schulen eine Rücklaufquote von 93% aufweist. Ein möglicher Grund für die hohe Zahl ist, dass die Fragebögen während der Lehrerkonferenz ausgeteilt und anschließend eingesammelt wurden. Dieses Beispiel zeigt, dass die Rücklaufquote unter anderem durch eine autoritäre Aufsicht, wie die der Schulleitung, erhöht werden kann. Eine Rücklaufquote von 37% mit 475 Teilnehmern ist ausreichend, um eine Clusteranalyse durchzuführen.

3.2 Inhaltlicher Aufbau des Fragebogens

Der Fragebogen umfasst Angaben zu der Person und 84 Items, die nach folgenden Inhaltsbereichen unterteilt wurden:

1. *Meinung zur Schulentwicklung:* In diesem Abschnitt wurden insgesamt 24 Fragen mit Bezug auf das Schulprogramm, den internen Evaluationsbericht, die Schulentwicklungsaktivitäten, die interne Schulentwicklung sowie auf die interne Evaluation und Schulentwicklungsprojekte gestellt.
2. *Schulentwicklungsaktivitäten:* In 15 Items wurde nach der Bedeutung, dem Nutzen und nach der Beteiligung an der Umsetzung von Schulentwicklungsaktivitäten sowie nach der Verwirklichung eigener Ideen im Rahmen der Schulentwicklungsaktivitäten, nach dem Informationsbedarf zur Schulentwicklung und nach der Kommunikation über Schulentwicklung gefragt.
3. *Belastungserleben:* Die Rechtfertigung der eigenen Arbeit vor Kolleginnen und Kollegen, die Überforderung, die Belastung durch Veränderungen sowie die Belastung durch Anzahl zu leistender Unterrichtsstunden wurden mit 8 Items erfasst.
4. *Arbeitszufriedenheit:* Die Arbeitszufriedenheit wurde mit 7 Items erfasst. Gefragt wurde nach dem Arbeitsklima in der Schule, nach der Zufriedenheit mit der Arbeitssituation, nach der Arbeit mit Schülerinnen und Schülern, nach der Kontrolle und Überwachung der Arbeit und nach der Weiterentwicklung von Wissen und Können.

5. *Lehrerrolle*: Um die Rolle der Lehrer besser einschätzen zu können, wurden in 8 Items die Veränderung der Einstellung zur Lehrertätigkeit, zur Wahrnehmung der Berufsrolle, zur Reflektion der eigenen Arbeit und zur Förderung der Schülerinnen und Schüler durch Schulentwicklung erfasst.
6. *Schulkultur*: In diesem Abschnitt wurden 8 Items untersucht, die die Angaben zu der Identifikation und Verbundenheit, zu dem Interesse an Zukunft und zu der Unterrichtsqualität der eigenen Schule enthält.
7. *Schulleitung*: Unter Schulleitung wurden der Veränderungswille und das Interesse an Schulentwicklung der Schulleitung, die Ziele und Visionen der Schulleitung für Entwicklung der eigenen Schule, die Wertschätzung der Mitarbeit an Schulentwicklung durch Schulleitung und die Mitsprache und Mitentscheidung in der eigenen Schule verstanden. Diese Information wurde mit 8 Items erfasst.
8. *Schulorganisation*: Zur Schulorganisation gehört das Informationssystem, die geregelten Aufgaben und Ablaufstrukturen, die Verantwortlichkeiten, die Bearbeitung administrativer Vorgänge und die Verteilung von Belastungen. Dieser Inhaltsbereich beinhaltet 6 Items.

Zu jedem Item wurden vier Antwortmöglichkeiten zum Ankreuzen angeboten: 1 = „trifft nicht zu“, 2 = „trifft eher nicht zu“, 3 = „trifft eher zu“ und 4 = „trifft voll und ganz zu“. Es sind ordinalskalierte Variablen, die als metrische Variablen behandelt werden.

3.3 Erläuterung der Faktor- und Reliabilitätsanalyse

Nach der Erfassung der Daten wurde im Anschluss mit SPSS eine Faktoranalyse von der Abteilung Wirtschaftspädagogik der Humboldt-Universität zu Berlin von Jana Rückmann³ durchgeführt. Schon bei der Konstruktion des Fragebogens wurden Fragen entsprechend ihrer latenten Variablen zusammengestellt, weswegen es eine Vorstellung von der Anzahl der Faktoren gibt. Als Extraktionsmethode wurde die Standardeinstellung bei SPSS die Hauptkomponentenanalyse verwendet. Die Hauptkomponenten entstehen durch die Linearkombination der Variablen. Zur Bestimmung der Faktorenanzahl war das sogenannte Kaiser-Kriterium, Eigenwerte größer 1, eingestellt. Um zu einer interpretierbaren Lösung zu gelangen, wurde die Varimaxrotation genutzt. Die Varimaxrotation ist eine orthogonale Rotation und sollte verwendet werden, wenn Faktoren unkorreliert sind. Bei der Faktoranalyse wurden elf Faktoren

³Nachfolgend wird Jana Rückmann als Rückmann abgekürzt (vgl. Rückmann, 2015, in Vorbereitung).

ermittelt, die mit Ausnahme von dem Faktor „Informationsbedürfnis über Schulentwicklungsaktivitäten“ in der Tabelle 1 mit entsprechenden Skalen zu finden sind. Es wurden mehr Faktoren gebildet als vorher vermutet. Die ersten Inhaltsbereiche „Meinung zur Schulentwicklung“ und „Schulentwicklungsaktivitäten“ wurden in mehrere Faktoren geteilt.

Skala (Anzahl der Items)	α	r_{it}	Beispielitem
Einstellung zur Schulentwicklung (12)	0,91	0,50-0,79	Die Arbeit an Schulentwicklung ist wichtig für Weiterentwicklung unserer Schulen.
Nutzen von Schulentwicklung (8)	0,91	0,52-0,79	Durch Schulentwicklung hat sich die Kooperation im Kollegium verbessert.
Kommunikation von Schulentwicklung (5)	0,80	0,49-0,67	Über den Stand von Schulentwicklungsprojekten wird berichtet.
Nutzen interner Evaluation (6)	0,88	0,65-0,77	Die Ergebnisse aus interner Evaluation sind für unsere Schulentwicklung aufschlussreich.
Arbeitszufriedenheit (5)	0,79	0,49-0,65	Ich fühle mich wohl bei der Arbeit.
Berufliches Belastungserleben (8)	0,82	0,40-0,69	Mich belasten die vielen Veränderungen an meiner Schule.
Lehrerrolle (7)	0,93	0,71-0,81	Arbeit an Schulentwicklung hat die Wahrnehmung meiner Berufsrolle geschärft.
Schulorganisation (6)	0,86	0,58-0,71	In unserer Schule gibt es klar geregelte Aufgaben und Ablaufstrukturen.
Schulleitung (7)	0,83	0,46-0,72	Unsere Schulleitung formuliert überzeugende Ziele und Visionen für die Entwicklung unserer Schule.
Schulkultur (7)	0,88	0,53-0,76	Ich erzähle anderen gern von meiner Schule.

Tabelle 1: Skalenübersicht mit Reliabilitäten (α) und Trennschärfen der Items (r_{it}) (vgl. Rückmann, 2015, in Vorbereitung)

Im Anschluss an die Faktoranalyse wurden Skalen gebildet. Ferner wurde die Reliabilitätsanalyse zur Bewertung der Faktorbildung durchgeführt. Bei der Reliabilität handelt es sich um den Maß für die Genauigkeit, das mit einem Maß für die interne Konsistenz geschätzt werden kann. Als Maß der internen Konsistenz wird Cronbach's Alpha (α) ermittelt. Die Validität der Skala ist umso höher, je höher der Wert von Cronbach's Alpha ist. Die Trennschärfe (r_{it}) gibt

Aufschluss „über die Eignung der einzelnen Items für die Gesamtskala“ (vgl. Brosius, 2008, S. 810). Als Faustregel gilt: der α -Wert von größer 0,7 und die Trennschärfe von größer 0,3. Das Cronbach's Alpha ist bei allen gebildeten Skalen größer als 0,7 und auch die Trennschärfe weist Werte von größer als 0,3 auf (vgl. Tabelle 1). Die Skala „Informationsbedürfnis über Schulentwicklungsaktivitäten“ wurde laut Rückmann aus der Tabelle 1 herausgenommen, weil sie nur aus zwei Items bestand und einen α -Wert von 0,63 besaß.

Mit der Skala *Einstellung zur Schulentwicklung* wurde sowohl die Einstellung zur Schulentwicklung in der eigenen Schule als auch die Bereitschaft der Lehrkräfte, aktiv an der Schulentwicklung mitzuwirken, ermittelt. Aus der Tabelle 1 wird ersichtlich, aus wie vielen Items die Skala gebildet wurde. Die Skala *Nutzen von Schulentwicklung* erfasst, ob die Lehrkräfte die Verbesserungen im Arbeitsalltag, die durch Veränderungen durch Schulentwicklungsaktivitäten entstehen, wahrnehmen. Wie die Wahrnehmung und Einschätzung der Informationen über Schulentwicklungsaktivitäten und Aktivitäten interner Evaluationen ist, stellt die Skala *Kommunikation über Schulentwicklung* dar. Im Mittelpunkt der Skala *Nutzen interner Evaluation* stehen die Aktivitäten der schulinternen Evaluation. Es wurde nach der Einstellung, die einzelne Lehrkräfte gegenüber diesen Aktivitäten haben, und nach derer Einschätzung, ob diese einen Nutzen für die schulinterne Entwicklung bringe, gefragt. Die *Arbeitszufriedenheit* wird durch die Einstellung, die Gefühle und die Verhaltensweisen der Lehrkräfte zur Arbeit in der Schule und im Unterricht ermittelt. Der Zeitdruck, die Veränderungen in der eigenen Schule, der tägliche Arbeitsaufwand inklusive der zu unterrichtenden Stunden gehören zu den Bestandteilen der Skala *Berufliches Belastungserleben*. Mit der Skala *Lehrerrolle* wird ersichtlich, wie sich die Arbeit an der Schulentwicklung auf die Rolle als Lehrkraft auswirkt. Diese Skala beinhaltet die Informationen zu der persönlichen Identifikation mit der Schule und der Wirksamkeit der Schulentwicklung sowie die Informationen zur Reflektion des eigenen Schulunterrichts und des eigenen Anteils an den Schulentwicklungsaktivitäten für die Weiterentwicklung der Schule. Die Einschätzung der Lehrperson über die Organisation der Schule spiegelt sich in der Skala *Schulorganisation* wider. Die Skala *Schulleitung* richtet sich an den Veränderungswillen, der sich als Ziele und Visionen der Schulleitung für weitere Entwicklungen an der Schule, als zeitgemäßer Problemlösungswille und Unterstützung von Engagement in der Schulentwicklung erklären lässt. Ob sich die Lehrkräfte mit der eigenen Schule identifizieren können, soll die Skala *Schulkultur* aufzeigen. Die befragten Lehrkräfte haben darüber hinaus Angaben zu ihrem Verbundenheitsgefühl und zur Absicht, zukünftig an ihrer Schule zu arbeiten, gemacht. (Vgl. Rückmann, 2015, in Vorbereitung)

4 Deskriptive Statistik

Bei der Clusteranalyse werden die Faktoren auf mögliche Strukturen analysiert, deswegen richtet sich die deskriptive Statistik an die Faktoren. Es werden ebenfalls soziodemografische Merkmale der Lehrkräfte erläutert, da diese für die Interpretation der Cluster von Bedeutung sein könnten.

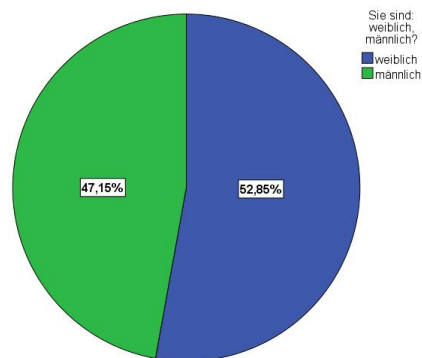


Abbildung 4: Geschlechterverhältnis der befragten Lehrkräfte

Der Anteil der weiblichen Lehrkräfte liegt im Datensatz bei ca. 53% (vgl. Abbildung 4). Insgesamt sind rund 77% der befragten Lehrkräfte vollzeitbeschäftigt und ca. 83% sind schon seit mindestens 10 Jahren im Schuldienst. Aus der Bevölkerungspyramide (vgl. Abbildung 5) wird ersichtlich, dass die Mehrheit der befragten Lehrkräfte im Alter zwischen 40 und 60 sind.

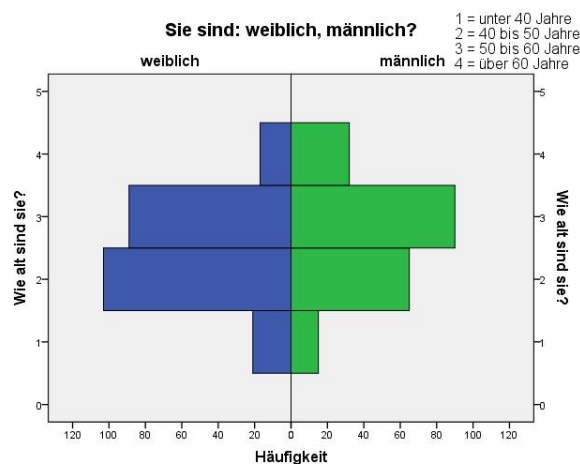


Abbildung 5: Bevölkerungspyramide der befragten Lehrkräfte

Die Mehrheit der Lehrkräfte ist seit mindestens 5 Jahren an der gleichen Schule beschäftigt. In der Kreuztabelle (Abbildung 6) werden lediglich 429 Lehrkräfte berücksichtigt, da 46 Personen eine der Fragen „Wie lange sind Sie bereits im Schuldienst“ und „Wie lange sind Sie

bereits an dieser Schule beschäftigt?“ oder beide nicht beantwortet haben. 289 der Lehrkräfte haben beide Fragen gleich beantwortet. Das sind rund 68% der Lehrkräfte, die genauso lange an der gegenwärtigen Schule beschäftigt wie sie bereits im Schuldienst sind. Das gibt den Grund zur Annahme, dass 68% der Lehrkräfte nicht für einen längeren Zeitraum an einer anderen Schule tätig waren.

Wie lange sind Sie bereits im Schuldienst? * Wie lange sind Sie bereits an dieser Schule beschäftigt? Kreuztabelle

Anzahl		Wie lange sind Sie bereits an dieser Schule beschäftigt?				Gesamt
		unter 5 Jahre	zwischen 5 und 10 Jahre	zwischen 10 und 20 Jahre	über 20 Jahre	
Wie lange sind Sie bereits im Schuldienst?	unter 5 Jahre	25	0	0	1	26
	zwischen 5 und 10 Jahre	9	40	0	0	49
	zwischen 10 und 20 Jahre	9	36	127	0	172
	über 20 Jahre	10	32	43	97	182
Gesamt		53	108	170	98	429

Abbildung 6: Kreuztabelle der Lehrkräfte im Schuldienst und im Schuldienst an der gleichen Schule

In den Daten gibt es ebenfalls eine widersprüchliche Antwort. Eine Lehrkraft soll erst unter 5 Jahren im Schuldienst sein, ist aber seit über 20 Jahren an der gegenwärtigen Schule beschäftigt. Welche Gründe für diese widersprüchliche Antwort vorliegen, ist nicht bekannt.

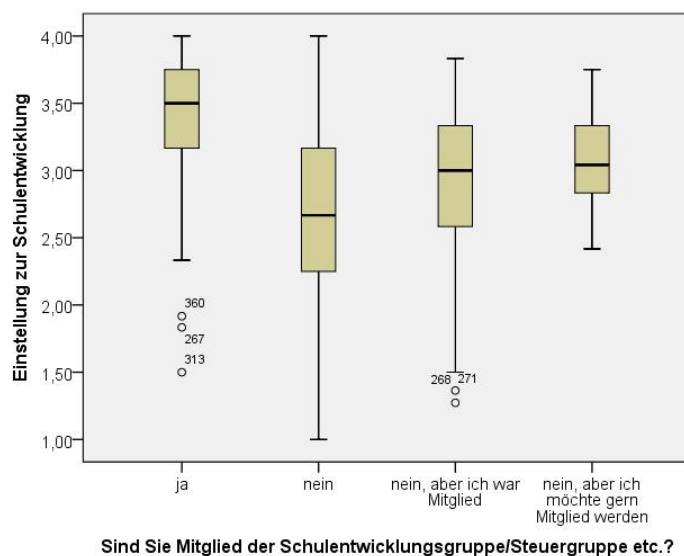


Abbildung 7: Boxplots zur Einstellung der Lehrkräfte zur Schulentwicklung

Ein Anteil von 62% der Befragten arbeiten an einem Schulentwicklungsprojekt mit bzw. haben an einem mitgearbeitet. Dementsprechend kann davon ausgegangen werden, dass diese

Lehrkräfte sich ausführlicher mit den Schulentwicklungsprozessen auskennen als Lehrkräfte, die an keinen Schulentwicklungsprojekten mitgewirkt haben. Die Abbildung 7 zeigt, dass die Lehrkräfte, die entweder ein Mitglied einer Schulentwicklungsgruppe sind, es waren oder gerne ein Mitglied werden möchten, eine im Schnitt bessere Einstellung zur Schulentwicklung haben als Lehrkräfte, die sich nicht an solchen Gruppen beteiligen. Die Einstellung der Lehrkräfte, die keine Mitglieder der Schulentwicklungsgruppen sind, ist im Gegensatz zu den anderen Kategorien der Lehrkräfte sehr weit gestreut.

Jede Schule ist gesetzlich verpflichtet das Schulprogramm und die Evaluationsberichte zu verfassen. Insgesamt kennen 98,4% der befragten Lehrkräfte das eigene Schulprogramm und 84,2% den Evaluationsbericht. Zusätzlich wurden die Lehrkräfte gefragt, ob sie Funktionsstelleninhaber sind. 29% der Befragten antworteten mit ja. Mit Funktionsstelleninhaber sind Lehrkräfte gemeint, die noch eine weitere Funktion an der Schule übernehmen als stellvertretender Schulleiter oder Oberstufenkoordinator, Jahrgangs- oder Fachbereichsleiter, weswegen sie weniger Unterrichtsstunden geben als andere Lehrkräfte.

Deskriptive Statistik					
	N	Minimum	Maximum	Mittelwert	Standardabweichung
Nutzen interner Evaluation	466	1,00	4,00	2,5751	,70154
Kommunikation über Schulentwicklung und interne Evaluation	470	1,00	4,00	3,0718	,61160
Nutzen von Schulentwicklung/aktivitäten	472	1,00	4,00	2,4966	,65859
Einstellung zur Schulentwicklung	472	1,00	4,00	2,8633	,65685
Belastungserleben	474	1,00	3,75	2,2609	,59645
Arbeitszufriedenheit	471	1,40	4,00	3,4169	,46440
Lehrerrolle	465	1,00	4,00	2,2972	,76110
Schulkultur	471	1,29	4,00	3,3439	,52794
Schulleitung	461	1,00	4,00	3,0991	,58728
Schulorganisation	471	1,17	4,00	2,9052	,61676
Informationsbedürfnis über Schulentwicklungsaktivitäten	468	1,00	4,00	2,3166	,68646
Gültige Werte (Listenweise)	442				

Abbildung 8: Deskriptive Statistik der Faktoren

Die Abbildung 8 zeigt die Lage- und Streuungsparameter der ermittelten Faktoren. Die Faktoren können Werte zwischen 1 und 4 annehmen. Der Wert 1 wird als eher weniger gut

oder negativ gedeutet, wohingegen ein Wert von 4 sehr gut oder positiv gedeutet wird. Die Interpretation wird in den nächsten Beispielen genauer erklärt. Der Faktor „Einstellung zur Schulentwicklung“ hat einen Mittelwert von 2,86, das bedeutet, dass im Schnitt die Lehrkräfte eher positiv als negativ zur Schulentwicklung eingestellt sind. Der Mittelwert des Faktors „Arbeitszufriedenheit“ liegt bei 3,42 und deutet daraufhin, dass der durchschnittliche Lehrer eine positive Einstellung zu der Arbeit in der Schule hat und sich dabei wohl fühlt. Alle Mittelwerte der Faktoren liegen über dem Wert von 2,26.

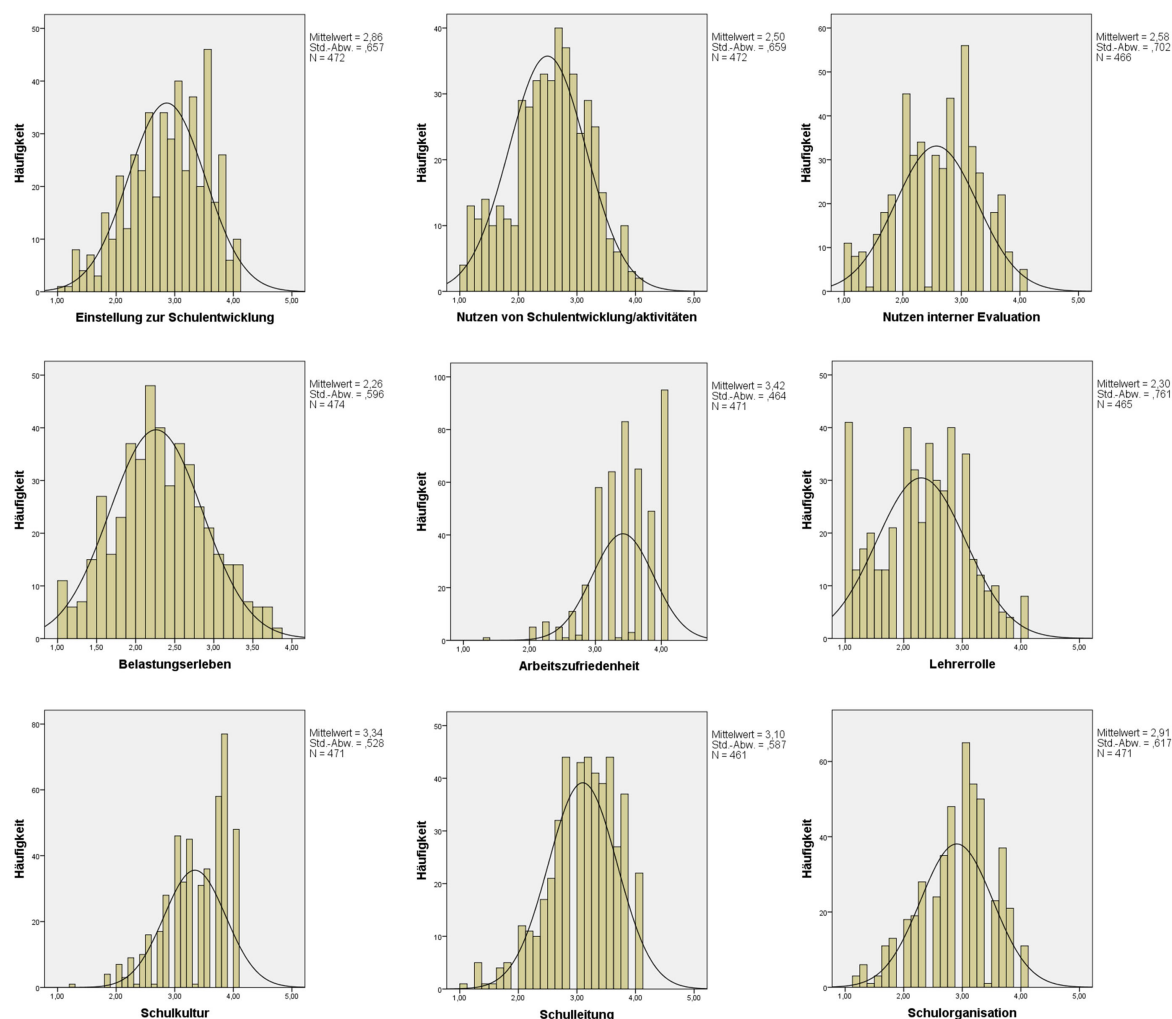


Abbildung 9: Häufigkeitsverteilung der Faktoren

In der Abbildung 9 wird die Häufigkeitsverteilung der Faktoren mit Hilfe der Histogramme abgebildet. Zudem ist in jedem Histogramm eine Normalverteilungskurve eingezeichnet, um beurteilen zu können, ob die Faktoren normalverteilt sind. Die Normalverteilung der Faktoren ist eine Voraussetzung für die Two-Step-Clusteranalyse (siehe Kapitel 2.6). Die

Faktoren „Einstellung zur Schulentwicklung“, „Belastungserleben“, „Nutzen von Schulentwicklung/aktivitäten“ und „Nutzen interner Evaluation“ sehen annähernd normal verteilt aus. Andere Faktoren weisen grafisch keine Normalverteilung auf.

		Korrelationen										
		Nutzen interner Evaluation	Kommunikation über Schulentwicklung und interne Evaluation	Nutzen von Schulentwicklung/aktivitäten	Einstellung zur Schulentwicklung	Belastungserleben	Arbeitszufriedenheit	Lehrerrolle	Schulkultur	Schulleitung	Schulorganisation	Informationsbedarf über Schulentwicklungsaktivitäten
Nutzen interner Evaluation	Korrelation nach Pearson	1	,584 ^{**}	,748 ^{**}	,706 ^{**}	-,288 ^{**}	,248 ^{**}	,682 ^{**}	,346 ^{**}	,547 ^{**}	,504 ^{**}	,110 [*]
	Signifikanz (2-seitig)		,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,018
Kommunikation über Schulentwicklung und interne Evaluation	N	466	465	466	466	466	463	458	463	453	463	463
	Korrelation nach Pearson	,584 ^{**}	1	,563 ^{**}	,440 ^{**}	-,172 ^{**}	,247 ^{**}	,477 ^{**}	,391 ^{**}	,557 ^{**}	,527 ^{**}	-,086 [*]
Nutzen von Schulentwicklung/aktivitäten	Signifikanz (2-seitig)	,000		,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,064
	N	465	470	470	470	470	467	461	467	457	467	467
Einstellung zur Schulentwicklung	Korrelation nach Pearson	,748 ^{**}	,563 ^{**}	1	,703 ^{**}	-,240 ^{**}	,281 ^{**}	,751 ^{**}	,387 ^{**}	,580 ^{**}	,547 ^{**}	,179 [*]
	Signifikanz (2-seitig)	,000	,000		,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
Belastungserleben	N	466	470	472	472	472	469	463	469	459	469	468
	Korrelation nach Pearson	,706 ^{**}	,440 ^{**}	,703 ^{**}	1	-,339 ^{**}	,322 ^{**}	,760 ^{**}	,387 ^{**}	,414 ^{**}	,370 ^{**}	,308 ^{**}
Arbeitszufriedenheit	Signifikanz (2-seitig)	,000	,000	,000		,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	N	466	470	472	472	472	469	463	469	459	469	468
Lehrerrolle	Korrelation nach Pearson	-,288 ^{**}	-,172 ^{**}	-,240 ^{**}	-,339 ^{**}	1	-,408 ^{**}	-,237 ^{**}	-,294 ^{**}	-,250 ^{**}	-,299 ^{**}	-,035
	Signifikanz (2-seitig)	,000	,000	,000	,000		,000	,000	,000	,000	,000	,450
Schulkultur	N	466	470	472	472	474	471	465	471	461	471	468
	Korrelation nach Pearson	,248 ^{**}	,247 ^{**}	,281 ^{**}	,322 ^{**}	-,408 ^{**}	1	,265 ^{**}	,537 ^{**}	,285 ^{**}	,281 ^{**}	,002
Schulleitung	Signifikanz (2-seitig)	,000	,000	,000	,000	,000		,000	,000	,000	,000	,974
	N	463	467	469	469	471	471	465	471	458	468	465
Schulorganisation	Korrelation nach Pearson	,682 ^{**}	,477 ^{**}	,751 ^{**}	,760 ^{**}	-,237 ^{**}	,265 ^{**}	1	,362 ^{**}	,467 ^{**}	,414 ^{**}	,298 ^{**}
	Signifikanz (2-seitig)	,000	,000	,000	,000	,000	,000		,000	,000	,000	,000
Informationsbedarf über Schulentwicklungsaktivitäten	N	458	461	463	463	465	465	465	465	452	462	461
	Korrelation nach Pearson	,346 ^{**}	,391 ^{**}	,387 ^{**}	,387 ^{**}	-,294 ^{**}	,537 ^{**}	,362 ^{**}	1	,460 ^{**}	,487 ^{**}	-,011
Schulleitung	Signifikanz (2-seitig)	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000		,000	,000	,812
	N	463	467	469	469	471	471	465	471	458	468	465
Schulorganisation	Korrelation nach Pearson	,547 ^{**}	,557 ^{**}	,580 ^{**}	,414 ^{**}	-,250 ^{**}	,285 ^{**}	,467 ^{**}	,460 ^{**}	1	,728 ^{**}	-,078
	Signifikanz (2-seitig)	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000		,000	,097
Informationsbedarf über Schulentwicklungsaktivitäten	N	453	457	459	459	461	458	452	458	461	460	455
	Korrelation nach Pearson	,504 ^{**}	,527 ^{**}	,547 ^{**}	,370 ^{**}	-,299 ^{**}	,281 ^{**}	,414 ^{**}	,487 ^{**}	,728 ^{**}	1	-,048
Schulorganisation	Signifikanz (2-seitig)	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000		,299
	N	463	467	469	469	471	468	462	468	460	471	465
Informationsbedarf über Schulentwicklungsaktivitäten	Korrelation nach Pearson	,110 [*]	-,086	,179 ^{**}	,308 ^{**}	-,035	,002	,298 ^{**}	-,011	-,078	-,048	1
	Signifikanz (2-seitig)	,018	,064	,000	,000	,450	,974	,000	,812	,097	,299	
Schulorganisation	N	463	467	468	468	468	465	461	465	455	465	468

** Die Korrelation ist auf dem Niveau von 0,01 (2-seitig) signifikant.

* Die Korrelation ist auf dem Niveau von 0,05 (2-seitig) signifikant.

Abbildung 10: Korrelationsmatrix der Faktoren

Die Korrelationsmatrix (Abbildung 10) zeigt den Korrelationskoeffizienten sowie die Signifikanz der Faktoren. Untersucht wurde nur die Bravais-Pearson-Korrelation, da die Faktoren metrisch skaliert sind. Die Faktoren „Schulleitung“ und „Schulorganisation“ sind positiv korreliert, da der Korrelationskoeffizient 0,728 beträgt. Daraus erschließt sich, dass Lehrkräfte, die mit der Schulorganisation zufrieden sind, sich auch von der Schulleitung unterstützt fühlen. Aber auch Faktoren wie „Nutzen interner Evaluation“, „Nutzen von Schulentwicklung/aktivitäten“ und „Einstellung zur Schulentwicklung“ haben eine hohe positive Korrelation. Die Faktoren weisen teilweise hohe Korrelationen auf. Dabei wurde bei der Faktoranalyse die Varimaxrotation verwendet. Eine nicht-orthogonale Rotation, wie die Promaxrotation, wäre in diesem Fall mehr geeignet gewesen.

5 Clusteranalyse am Datensatz

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse der unterschiedlichen Clusterverfahren vorgestellt und verglichen. Zur Clusteranalyse stehen als Variablen die ermittelten Faktoren (vgl. Tabelle 2) zur Verfügung. Da diese metrisch skaliert sind, können alle Verfahren zur Untersuchung nach Clusterstrukturen verwendet werden. Das Standardisieren der Werte oder die Verwendung der Z-Werte ist nicht notwendig, weil die Items der Faktoren mit der gleichen Skala erfasst wurden, weswegen die Faktorwerte die gleichen Wertebereiche haben. Die Faktoren geben Informationen über die allgemeine Einstellung der Lehrkräfte zur Schulentwicklung. Mit der Clusteranalyse kann festgestellt werden, ob es verschiedene Typen von Lehrkräften in Bezug auf die allgemeine persönliche Einstellung zur Schulentwicklung gibt. Da keine der Faktoren eine perfekte Korrelation aufweisen (vgl. Abbildung 10), werden alle Faktoren in die Analyse einbezogen.

Name der Variable	Faktor
s_inevanu	Nutzen interner Evaluation
s_sekomm	Kommunikation über Schulentwicklung und interne Evaluation
s_senu	Nutzen von Schulentwicklungsaktivitäten
s_seeinstell	Einstellung zur Schulentwicklung
s_belast	Belastungserleben
s_zufried	Arbeitszufriedenheit
s_rolle	Lehrerrolle
s_kult	Schulkultur
s_sl	Schulleitung
s_sorg	Schulorganisation
s_seinfbed	Informationsbedürfnis über Schulentwicklungsaktivitäten

Tabelle 2: Variablenübersicht

5.1 Streudiagramm-Matrix

Vorerst wird die graphische Struktur des Datensatzes untersucht. Die Streudiagramm-Matrix soll einen Überblick darüber verschaffen, da dieses Verfahren im Gegensatz zu Andrews-Kurven oder parallele Koordinaten auch für eine große Anzahl von Beobachtungen geeignet ist. Aufgrund der vielen Faktoren scheint die Streudiagramm-Matrix der Faktoren (siehe Abbildung 11) unübersichtlich zu sein. Trotzdem ist es erkennbar, dass keine eindeutigen

Clusterstrukturen vorliegen. Die meisten Faktoren bilden eine Punktwolke ab, deswegen ist es schwierig anhand der Grafik auf die Anzahl der Cluster zu schließen. Einige Faktorenpaare weisen lineare Strukturen auf, dazu zählen: $s_inevanu$ und s_senu , s_senu und $s_seinstall$, s_senu und s_rolle sowie $s_seinstall$ und s_rolle , s_sorg und s_sl . Das sind die Faktoren, die bereits im Kapitel 4 unter der Analyse der Korrelationen aufgrund der hohen Korrelationskoeffizienten aufgefallen sind. Trotz der Feststellung, dass keine Cluster grafisch erkennbar sind, können inhaltlich zusammengehörende Gruppen im Datensatz existieren. Dies wird mit den deterministischen Klassifikationsverfahren überprüft.

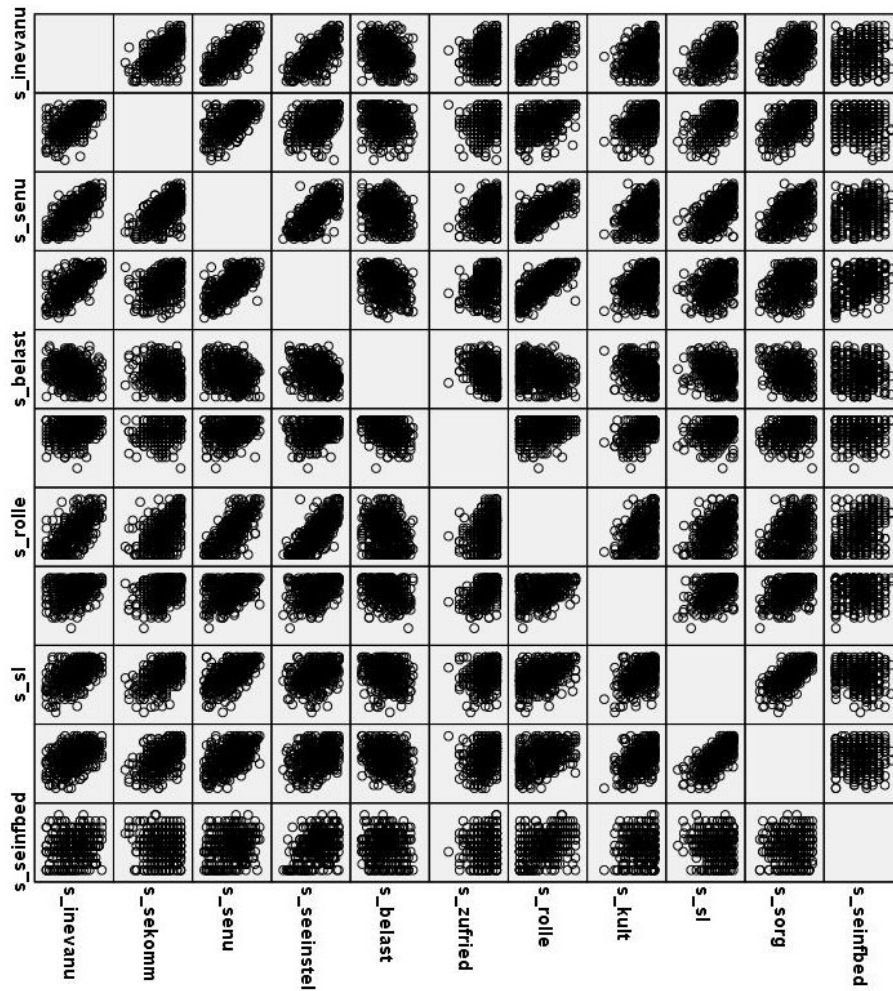


Abbildung 11: Streudiagramm-Matrix der Faktoren

5.2 Hierarchische Clusteranalyse

Das hierarchisch-agglomerative Clusterverfahren soll sowohl die erste Klassifizierung sein als auch einen Aufschluss über die Anzahl der Cluster geben, da noch keine Vorstellung über diese

vorliegt. Als Clustermethode wird das Ward-Verfahren und als Ähnlichkeitsmaß die quadrierte euklidische Distanz verwendet. Das Ward-Verfahren wird in sozialwissenschaftlichen Anwendungen häufig benutzt, weil es meist ausgeglichene Gruppengrößen liefert. Insgesamt wurden 442 Fälle bearbeitet, da 33 Fälle wegen fehlender Werte aus der Analyse ausgeschlossen wurden.



Abbildung 12: Dendrogramm der Ward Clusteranalyse. X-Achse: Fall-Nr. Y-Achse: Kombination skaliertener Abstands-Cluster

Das Dendrogramm in der Abbildung 12 zeigt den Fusionierungsverlauf. Die Distanz ist beim Zusammenfassen der zwei Cluster zu einem Cluster stark angestiegen. Nach dem Dendrogramm sind zwei Cluster optimal. Das Ergebnis der Clusteranalyse liefert ebenfalls zwei Interpretationsgruppen.

Ward Method				
	Häufigkeit	Prozent	Gültige Prozente	Kumulierte Prozente
1	225	47,4	50,9	50,9
Gültig 2	217	45,7	49,1	100,0
Gesamt	442	93,1	100,0	
Fehlend System	33	6,9		
Gesamt	475	100,0		

Abbildung 13: Tabelle mit der Clusterzuordnung der Ward Clusteranalyse

Der erste Cluster umfasst 225 und der zweite 217 Fälle. Da es noch unklar ist, was diese zwei Cluster bedeuten, wird ein Clusterprofil aufgestellt. Das Clusterprofil beinhaltet die Mittelwerte der einbezogenen Faktoren, die nach der Cluster-Zugehörigkeit aufgespalten sind (vgl. Abbildung 14). Die Mittelwerte der Faktoren des ersten Clusters sind alle außer vom Faktor *s_belast* höher als die Mittelwerte des zweiten Clusters. Die Abbildung 15 mit den Fehlerbalken ist die grafische Darstellung des Clusterprofils. Die Mittelwerte der ersten Gruppe liegen über den Mittelwerten des Gesamtdatensatzes und die Mittelwerte der zweiten Gruppe unter den Mittelwerten des Gesamtdatensatzes (vgl. Abbildung 14). Wobei beim Faktor Belastungserleben (*s_belast*) die Mittelwerte der Gruppen sich umgekehrt zu den Mittelwerten des Gesamtdatensatzes verhalten. Dabei wird ein niedriger Wert des Faktors Belastungserleben

als gut interpretiert und ein hoher Wert als schlecht. Denn je höher der Wert des Belastungserlebens ist, desto mehr fühlen sich die Lehrkräfte mit ihrer Lehrertätigkeit überlastet.

		Bericht										
Ward Method		s_inevanu	s_sekomm	s_senu	s_seeinstell	s_belast	s_zufried	s_rolle	s_kult	s_sl	s_sorg	s_seinfbed
1	Mittelwert	3,0576	3,3834	2,9558	3,3410	2,0589	3,5591	2,8522	3,5652	3,3724	3,1483	2,4311
	N	225	225	225	225	225	225	225	225	225	225	225
	Standardabweichung	,46842	,44983	,42045	,37840	,53112	,39062	,51687	,35175	,44764	,46619	,64632
2	Mittelwert	2,0720	2,7570	2,0238	2,3719	2,4638	3,2838	1,7341	3,1235	2,8346	2,6753	2,1551
	N	217	217	217	217	217	217	217	217	217	217	217
	Standardabweichung	,53507	,59777	,52725	,50925	,60310	,49550	,53119	,57871	,57878	,65312	,69648
Insgesamt	Mittelwert	2,5737	3,0759	2,4982	2,8652	2,2577	3,4239	2,3033	3,3483	3,1083	2,9161	2,2956
	N	442	442	442	442	442	442	442	442	442	442	442
	Standardabweichung	,70356	,61326	,66598	,65957	,60208	,46556	,76619	,52512	,58164	,61266	,68472

Abbildung 14: Clusterprofil der Ward Clusteranalyse

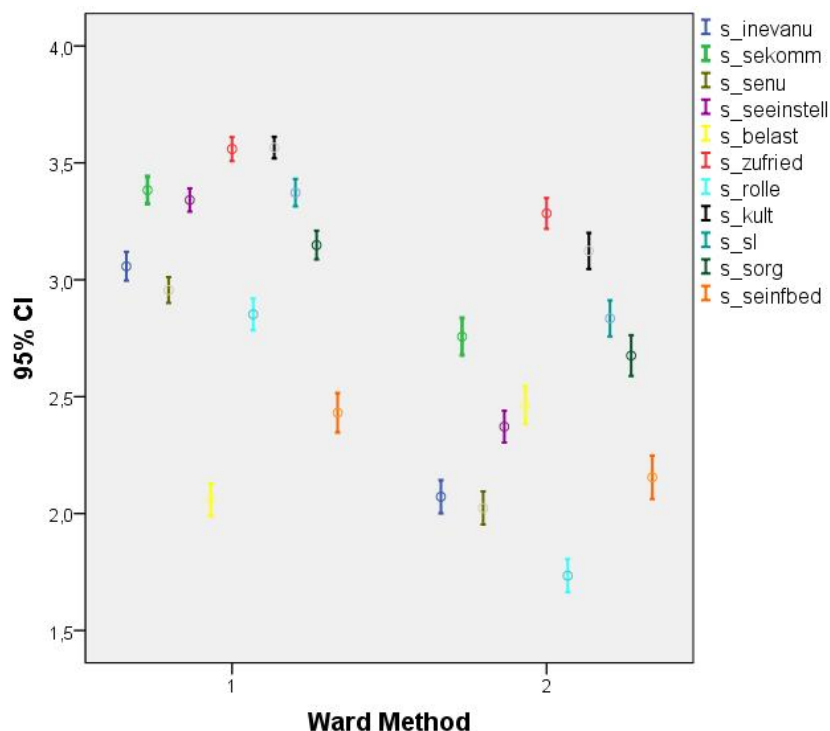


Abbildung 15: Fehlerbalken der Mittelwerte der Ward Clusteranalyse

Der erste Cluster beinhaltet Lehrkräfte mit einer positiveren Einstellung zur Schulentwicklung (s_seeinstell). Das sind Lehrkräfte, die sich im Schnitt besser von der Schulleitung (s_sl) unterstützt fühlen, sich mit der Schulkultur (s_kult) besser identifizieren und mit der Schulorganisation (s_sorg) zufriedener sind als die Lehrkräfte aus dem zweiten Cluster. Die Lehrkräfte des ersten Clusters haben ebenfalls ein sehr niedriges berufliches Belastungserleben (s_belast), sind sehr zufrieden mit ihrer Arbeit (s_zufried), können sich sehr gut mit der Schule identifizieren und beteiligen sich aktiv an der Schulentwicklung (s_rolle). Diese

Lehrkräfte schätzen den Nutzen der interner Evaluation (s_inevanu) und den Nutzen von Schulentwicklung/aktivität (s_senu) höher ein als die Lehrkräfte aus dem zweiten Cluster.

Somit wurden zwei fast gleich große Gruppen durch die hierarchisch-agglomerative Clusteranalyse ermittelt. Die erste Gruppe umfasst die Lehrkräfte mit der durchschnittlich positiven Einstellung zu Schulentwicklungsprozessen, die sich auch aktiv an diesen beteiligen und sich mit ihrer Schulumgebung und der Lehrerrolle am besten identifizieren können. Im weiteren Verlauf dieser Arbeit wird diese Gruppe als Lehrkräfte mit einer positiven Grundhaltung zur Schulentwicklung und die andere Gruppe als Lehrkräfte mit einer kritischen Grundhaltung bezeichnet.

5.3 Clusterzentrenanalyse

Da bereits eine Vorstellung von der Anzahl der Cluster vorhanden ist, kann das K-Means-Verfahren problemlos angewendet werden. Es werden zwei Cluster als Untersuchungscluster festgelegt. Die fehlenden Werte werden listenweise ausgeschlossen und die Lösung der Cluster-Zugehörigkeit als Variable gespeichert. Bei der Clusterzentrenanalyse werden die gleichen Faktoren und die gleichen Fälle wie bei der hierarchisch-agglomerativen Clusteranalyse untersucht.

Clusterzentren der endgültigen			Anzahl der Fälle in jedem	
Lösung			Cluster	
	Cluster			
	1	2		
s_inevanu	3,01	2,00	Cluster 1	251,000
s_sekomm	3,37	2,68	Cluster 2	191,000
s_senu	2,92	1,95	Gültig	442,000
s_seeinstell	3,28	2,32	Fehlend	33,000
s_belast	2,09	2,48		
s_zufried	3,58	3,22		
s_rolle	2,77	1,69		
s_kult	3,56	3,06		
s_sl	3,41	2,72		
s_sorg	3,20	2,55		
s_seinfbed	2,39	2,17		

Abbildung 16: Ergebnisse der Clusterzentrenanalyse

Insgesamt wurden 442 Fälle in zwei Gruppen aufgeteilt. In der ersten Gruppe sind es 251 und in der zweiten 191 Fälle. In der Abbildung 16 sind in der linken Tabelle die Clusterzentren von beiden Gruppen dargestellt. Die Clusterzentren aller Faktoren der ersten Gruppe außer s_belast sind größer als die Clusterzentren der zweiten Gruppe. Somit ähnelt das Ergebnis der

Lösung des hierarchisch-agglomerativen Clusterverfahrens. Die Mittelwerte der beiden Verfahren unterscheiden sich nur marginal. Die Clusterzentrenanalyse liefert das nahezu identische Ergebnis wie die hierarchisch-agglomerative Clusteranalyse mit dem Ward-Verfahren.

Cluster-Nr. des Falls * Ward Method
Kreuztabelle

Anzahl		Ward Method		Gesamt
		1	2	
Cluster-Nr. des Falls	1	214	37	251
	2	11	180	191
Gesamt		225	217	442

Abbildung 17: Kreuztabelle der Lösungen des Ward-Verfahrens und Clusterzentrenanalyse

Es wurden 48 Fälle bei den beiden Clusterverfahren unterschiedlich verteilt, wohingegen 394 Fälle von beiden Algorithmen eindeutig identifiziert wurden (vgl. Abbildung 17). Durch die Verschiebung der 48 Fälle zu anderen Clustern bleibt die Interpretation unverändert. Auch hier handelt es sich bei der ersten Gruppe um Lehrkräfte mit positiven Grundhaltung zur Schulentwicklung und bei der zweiten Gruppen um Lehrer mit einer kritischen Grundhaltung.

Anzahl der Fälle in jedem
Cluster

	1	161,000
Cluster	2	107,000
	3	174,000
Gültig		442,000
Fehlend		33,000

Abbildung 18: Ergebnis der Clusterzentrenanalyse mit drei Cluster

Im Gegensatz zu einer hierarchischen Clusteranalyse kann beim K-Means-Verfahren die Anzahl der Cluster vorgegeben werden. Zu Validierungszwecken wird eine Lösung mit drei Clustern untersucht. Es entstanden drei ähnlich große Gruppen (vgl. Abbildung 18).

Die Mittelwerte aller Faktoren des dritten Clusters sind mit den Mittelwerten des Gesamtdatensatzes annähernd gleich (vgl. Abbildung 19). Der dritte Cluster stellt somit die Lehrkräfte mit einer durchschnittlich positiven Einstellung zur Schulentwicklung dar. Der zweite Cluster erfasst jedoch nicht nur die Lehrkräfte mit einer kritischen Grundhaltung sondern die Lehrkräfte, die Schulentwicklungsaktivitäten nicht als notwendige Schulmaßnahmen ansehen und darin wenig Nutzen sehen. Diese Lehrkräfte können sich nicht allzu gut mit ihrer

Bericht												
Cluster-Nr.	des Falls	s_inevanu	s_sekomm	s_senu	s_seeinsteil	s_belast	s_zufried	s_rolle	s_kult	s_sl	s_sorg	s_seinfbed
1	Mittelwert	3,2146	3,5090	3,0956	3,4685	2,0000	3,6711	3,0167	3,6702	3,4833	3,2882	2,3851
	N	161	161	161	161	161	161	161	161	161	161	161
	Standardabweichung	,40873	,38824	,38394	,32846	,54289	,34918	,45741	,31477	,39410	,41697	,70100
2	Mittelwert	1,7526	2,4824	1,6916	2,1366	2,5444	3,2274	1,4678	2,9938	2,4893	2,2623	2,0950
	N	107	107	107	107	107	107	107	107	107	107	107
	Standardabweichung	,43716	,59055	,42900	,53979	,62009	,49357	,47613	,62387	,52028	,55516	,73442
3	Mittelwert	2,4855	3,0400	2,4416	2,7550	2,3198	3,3161	2,1570	3,2685	3,1421	2,9739	2,3362
	N	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174
	Standardabweichung	,42800	,46031	,37921	,38909	,54716	,44501	,48703	,43845	,42881	,45890	,61335
Insgesamt	Mittelwert	2,5737	3,0759	2,4982	2,8652	2,2577	3,4239	2,3033	3,3483	3,1083	2,9161	2,2956
	N	442	442	442	442	442	442	442	442	442	442	442
	Standardabweichung	,70356	,61326	,66598	,65957	,60208	,46556	,76619	,52512	,58164	,61266	,68472

Abbildung 19: Mittelwerte der Clusterzentrenanalyse mit drei Clustern

Schule identifizieren und der Schulalltag wird als belastend empfunden. Die Lehrkräfte, die in den ersten Cluster eingruppiert wurden, sind sehr zufrieden mit der Schulorganisation und der Schulkultur. Sie beteiligen sich aktiv an den Schulentwicklungsaktivitäten, da sie diese Maßnahmen auch als notwendig ansehen und daraus ihren Nutzen ziehen.

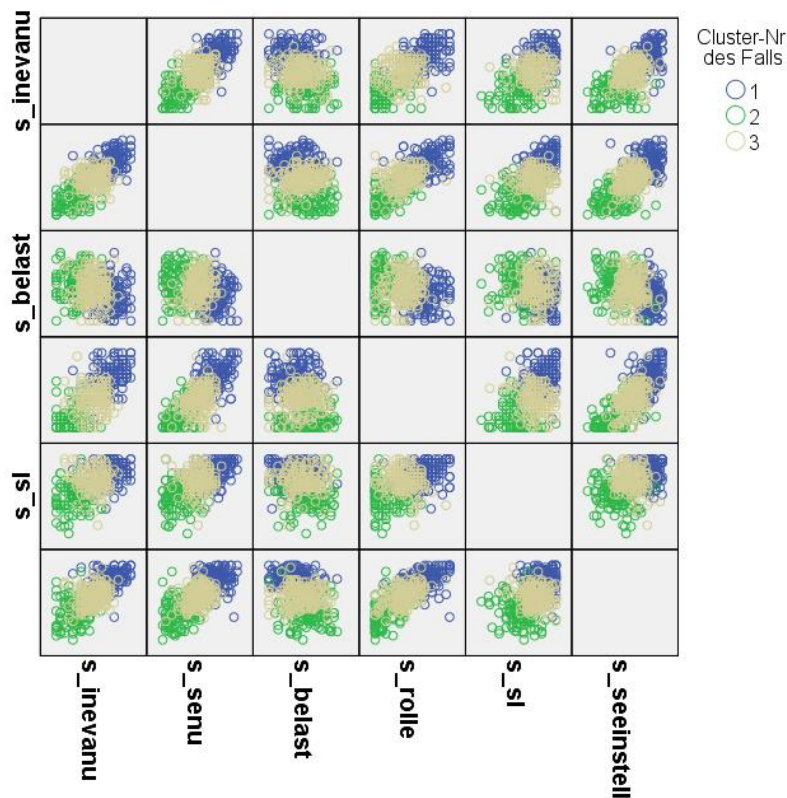


Abbildung 20: Streudiagramm-Matrix der Clusterzentrenanalyse mit drei Cluster

Die Abbildung 20 zeigt die Verteilung der Cluster im Datensatz. Eine Drei-Cluster-Lösung ist ebenfalls denkbar und liefert interpretierbare Ergebnisse wohingegen eine Vier-Cluster-

Lösung keine homogenen Gruppen bildet und nicht mehr als effektiv erscheint. Zum Vergleich der Zwei-Cluster- mit der Drei-Cluster-Lösung wird ein Line-Plot erstellt (vgl. Abbildung 21). Sowohl im linken als auch im rechten Diagramm ist deutlich zu erkennen, dass die Mittelwerte des ersten Clusters größer sind als die Mittelwerte des zweiten Clusters, da die Geraden der Faktoren einen monoton fallenden Verlauf zwischen dem ersten und zweiten Cluster aufweisen. Beide Lösungen liefern akzeptable Ergebnisse, doch welche Lösung aussagekräftiger ist, soll mit der Two-Step-Clusteranalyse geprüft werden.

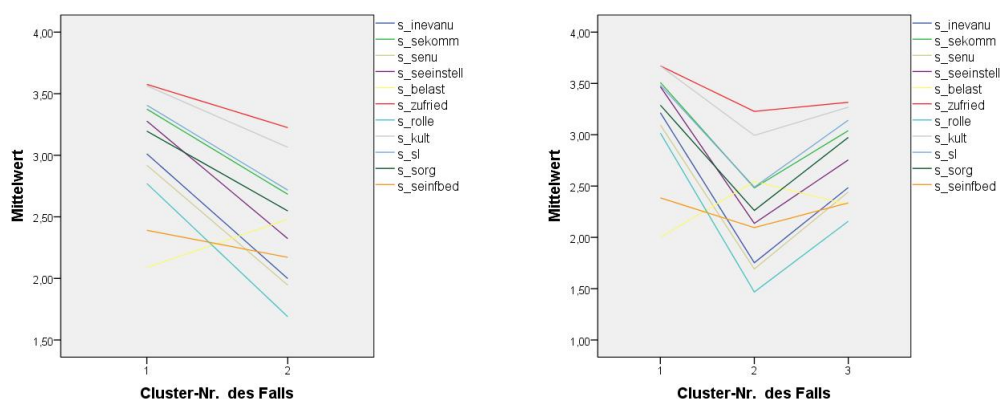


Abbildung 21: Vergleich der Zwei-Cluster- mit der Drei-Cluster-Lösung

5.4 Two-Step-Clusteranalyse

Der Datensatz wird nun einer Two-Step-Clusteranalyse in SPSS unterzogen. Wie bei der hierarchischen Clusteranalyse werden die Beobachtungen mit fehlenden Werten automatisch eliminiert.

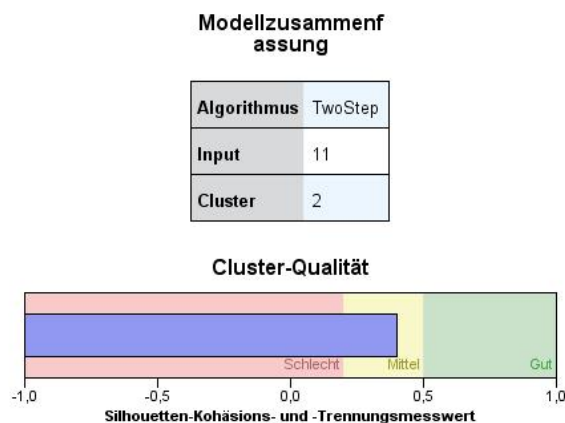


Abbildung 22: Ergebnis der Two-Step-Clusteranalyse

Im Gegensatz zu anderen Verfahren wird die Anzahl der Cluster durch das BIC bestimmt. Als Distanzmaß wird Log-Likelihood verwendet. Es werden zwei Cluster ermittelt. Der Silhouetten-Kohäsions- und Trennungsmesswert liegt bei ca. 0,4 und somit ist die Cluster-Qualität mittelgut (vgl. Abbildung 22). Dies weist daraufhin, dass in den Daten lediglich eine mittelmäßige Clusterstruktur vorliegt.

Ward Method * Nummer des TwoStep Clusters Kreuztabelle				Cluster-Nr. des Falls * Nummer des TwoStep Clusters Kreuztabelle			
Anzahl		Nummer des TwoStep Clusters		Anzahl		Nummer des TwoStep Clusters	
		1	2			1	2
Ward Method	1	196	29	Cluster-Nr. des Falls	1	218	33
	2	22	195		2	0	191
Gesamt		218	224	Gesamt		218	224
			442				442

Abbildung 23: Clusterzuordnung des Two-Step-Cluster im Vergleich mit den anderen Verfahren

Das Two-Step-Verfahren hat zwei gleich große Gruppen gebildet mit 218 Fällen in der ersten und 224 Fällen in der zweiten Gruppe. Der Vergleich der Clusterzuordnung der Two-Step-Clusteranalyse zeigt, dass keine Cluster eindeutig übereinstimmen. Wobei das K-Means-Verfahren ebenfalls die 218 Fälle in die erste Gruppe zuordnet. Insgesamt wurden zwischen K-Means und Two-Step-Cluster 33 Fälle unterschiedlich verteilt, wohingegen es zwischen dem Ward-Verfahren und Two-Step-Cluster 51 Fälle sind. Die Mittelwerte der Faktoren des Two-Step-Clusterverfahrens unterscheiden sich nur marginal von den Ergebnissen der anderen Clusterverfahren. So wie bei den anderen Clusterverfahren repräsentiert die erste Gruppe die Lehrkräfte mit einer durchschnittlich positiveren Einstellung zu Schulentwicklungsaktivitäten. Die zweite Gruppe umfasst die Lehrkräfte, die von den Schulentwicklungsaktivitäten nur wenig überzeugt sind und darin wenig Nutzen sehen.

Bericht											
Mittelwert											
Nummer des TwoStep Clusters	s_inevanu	s_sekomm	s_senu	s_seeinstell	s_belast	s_zufried	s_rolle	s_kult	s_sl	s_sorg	s_seinfbed
1	3,0744	3,4307	2,9712	3,3355	2,0419	3,6096	2,8313	3,6240	3,4539	3,2503	2,3777
2	2,0864	2,7305	2,0380	2,4075	2,4677	3,2432	1,7894	3,0801	2,7720	2,5908	2,2158
Insgesamt	2,5737	3,0759	2,4982	2,8652	2,2577	3,4239	2,3033	3,3483	3,1083	2,9161	2,2956

Abbildung 24: Mittelwerte des Two-Step-Cluster

Zudem liefert die Two-Step-Clusteranalyse ein Balkendiagramm, in dem die Bedeutsamkeit der Faktoren in der Clusteranalyse abgebildet ist. Der Faktor mit dem größten Wert ist am wichtigsten für die Clusteranalyse und je niedriger der Wert, desto weniger wichtig ist der

Faktor für die Analyse. Die Faktoren s_seinfbed, s_belast und s_zufried haben einen sehr niedrigen Wert, deswegen werden diese Faktoren vor der erneuten Two-Step-Clusteranalyse entfernt. Alle anderen Einstellungen bleiben unverändert.

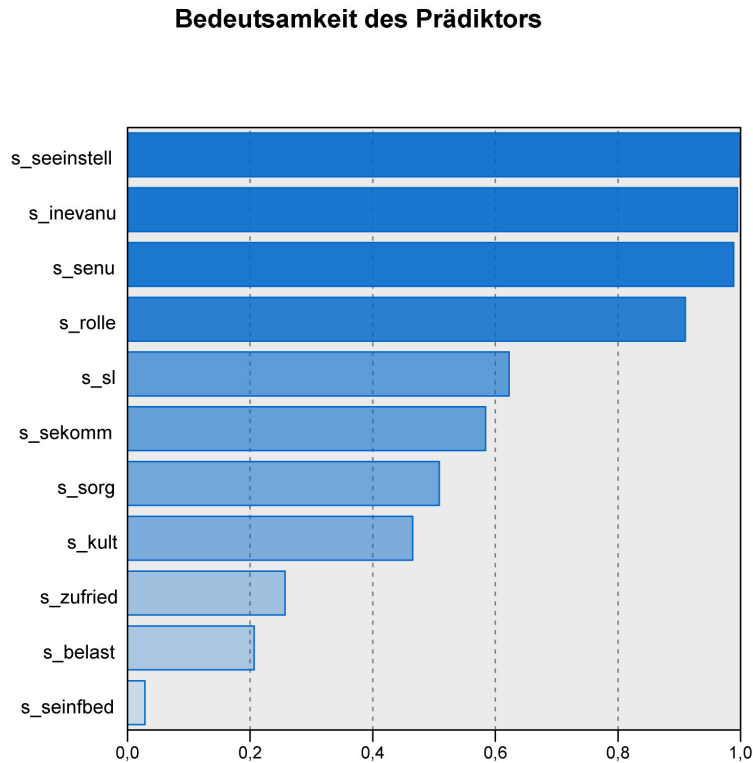


Abbildung 25: Bedeutsamkeit der Faktoren

Werden die letzten drei Faktoren eliminiert, dann verbessert sich die Cluster-Qualität. Wenn nur noch die fünf wichtigsten Faktoren untersucht werden, dann erreicht die Cluster-Qualität einen Silhouetten-Kohäsions- und Trennungsmesswert größer 0,5. Bei einer weiteren Eliminierung eines Faktors verschlechtert sich wiederum die Cluster-Qualität. Mittels der Kreuztabellen wird ermittelt, inwiefern sich die Ergebnisse der Two-Step-Clusteranalyse mit fünf Faktoren von den Lösungen der Clusterzentrenanalyse und der hierarchischen Clusteranalyse unterscheiden. Die Zuordnung der Fälle der Two-Step-Clusteranalyse mit fünf Faktoren ähnelt der Clusterzuordnung der hierarchischen Clusteranalyse (siehe Abbildung 27). Es sind lediglich 36 Fälle, die die Verfahren unterschiedlich zugeteilt haben. Dahingegen sind es zwischen der Clusterzuordnung nach Clusterzentrenanalyse und der Clusterzuordnung der Two-Step-Clusteranalyse 52 Fälle, die zwischen den Clustern verschoben wurden. Das Ergebnis der Two-Step-Clusteranalyse mit elf Faktoren sowie mit fünf Faktoren liefert ein ähnliches Ergebnis und ordnet lediglich 47 Fälle anders zu.

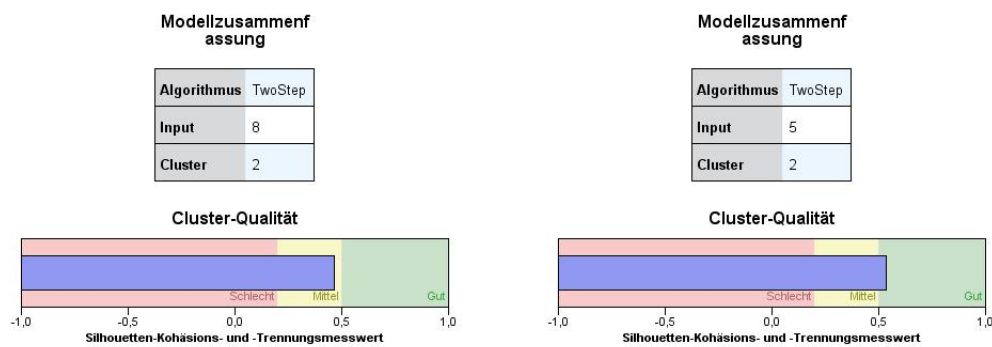


Abbildung 26: Ergebnisse der Two-Step-Clusteranalyse mit unterschiedlich vielen Inputs

Ward Method * Nummer des TwoStep Clusters Kreuztabelle				Cluster-Nr. des Falls * Nummer des TwoStep Clusters Kreuztabelle			
Anzahl		Nummer des TwoStep Clusters		Anzahl		Nummer des TwoStep Clusters	
		1	2			1	2
Ward Method	1	196	29	Cluster-Nr. des Falls	1	201	50
	2	7	210		2	2	189
Gesamt		203	239	Gesamt		203	239
		Gesamt				Gesamt	
		442				442	

Abbildung 27: Clusterzuordnung des Two-Step-Clusters mit fünf Faktoren im Vergleich mit den anderen Verfahren

So wie bei dem K-Means-Verfahren ist es auch bei dem Two-Step-Clusterverfahren möglich, eine Clusteranzahl vorzugeben. Es wird die Drei-Cluster-Lösung mit dem Two-Step-Verfahren untersucht. Vorerst werden alle elf Faktoren in die Clusteranalyse einbezogen. Der Silhouetten-Kohäsions- und Trennungsmesswert der Clusterlösung beträgt ca. 0,25. Im Vergleich der Drei-Cluster-Lösungen der Clusterzentrenanalyse mit der Two-Step-Clusteranalyse mit elf Faktoren sind 74 Fälle unterschiedlichen Clustern zugeordnet. Das sind rund 17% der Fälle, die von beiden Verfahren nicht eindeutig identifiziert werden konnten. Um die Lösung zu optimieren, werden drei Faktoren, die für die Clusteranalyse weniger wichtig sind, eliminiert. Dabei handelt es sich um die Faktoren `s_seinfbed`, `s_belast` und `s_zufried`. Die Daten werden erneut einer Two-Step-Clusteranalyse unterzogen. Der Silhouetten-Kohäsions- und Trennungsmesswert verbessert sich um ca. 0,05, dennoch liegt die Cluster-Qualität im mittelguten Bereich. Diese Lösung ähnelt der Lösung der Clusterzentrenanalyse am meisten, da lediglich 30 Fälle von den Verfahren unterschiedlichen Clustern zugeteilt wurden. Abschließend wird das Two-Step-Clusterverfahren mit den wichtigsten fünf Faktoren wiederholt. Die Ergebnisse der Drei-Cluster-Lösung mit der unterschiedlichen Anzahl der Faktoren sind in der Tabelle 3 zusammengefasst.

Anzahl der untersuchten Faktoren	Silhouetten-Kohäsions- und Trennungsmesswert	Anzahl der Fälle mit unterschiedlicher Clusterzuordnung
11	0,25	74
8	0,3	30
5	0,45	57

Tabelle 3: Vergleich der Drei-Cluster-Lösung des Two-Step-Verfahrens mit der Lösung der Clusterzentrenanalyse

5.5 Interpretation und Vergleich der Cluster

In diesem Abschnitt werden die soziodemografischen Merkmale der Cluster untersucht. Aufgrund dessen, dass alle Lösungen ähnliche Ergebnisse liefern, werden bei der Zwei-Cluster-Lösung die Clusterzugehörigkeit der hierarchischen Clusteranalyse und bei der Drei-Cluster-Lösung die Clusterzugehörigkeit nach der Clusterzentrenanalyse verwendet.

Wie bereits in der hierarchischen Clusteranalyse erläutert wurde, handelt es sich beim ersten Cluster um Lehrkräfte, die positiv zu Schulentwicklungsprozessen eingestellt sind. Das zweite Cluster umfasst Lehrkräfte, die nicht von Schulentwicklungsprozessen überzeugt sind. Vor allem unterscheiden sich die Gruppen sowohl bei der Zwei-Cluster-Lösung als auch bei der Drei-Cluster-Lösung deutlich in den Faktoren „Einstellung zur Schulentwicklung“, „Nutzen interner Evaluation“, „Nutzen von Schulentwicklung“ und „Lehrerrolle“ von einander. Die Faktoren „Arbeitszufriedenheit“, „Schulkultur“ und „Informationsbedürfnis über Schulentwicklungsaktivitäten“ sind für die Clusterunterschiede nicht ausschlaggebend, da sich die Mittelwerte dieser Faktoren nur marginal unterscheiden. Bei der Drei-Cluster-Lösung umfasst der dritte Cluster Lehrkräfte mit einer neutralen Einstellung zur Schulentwicklung, die Mittelwerte der Faktoren diesen Cluster sind nahezu identisch mit den Mittelwerten der Faktoren des Gesamtdatensatzes. Bei der Zwei-Cluster-Lösung ist das Geschlechterverhältnis in beiden Clustern annähernd gleich. 56% der Lehrkräfte des ersten Clusters und 47% der Lehrkräfte des zweiten Clusters sind weiblich. Die Einstellung der Lehrkräfte ist ebenfalls nicht vom Alter abhängig. Die Altersstruktur der Cluster unterscheidet sich nur marginal. 80% der Lehrkräfte, die Mitglied einer Schulentwicklungsgruppe sind, finden sich im ersten Cluster wieder. Im ersten Cluster der Drei-Cluster-Lösung der Clusterzentrenanalyse sind 13% mehr Frauen als Männer. Das Geschlechterverhältnis in den anderen Cluster ist ausgeglichen. 40% der Lehrkräfte des ersten Clusters, 78% der Lehrkräfte des zweiten Clusters und 73% der Lehrkräfte des dritten Clusters sind keine Mitglieder einer Schulentwicklungsgruppe. Daraus erschließt

sich, dass die Mehrheit der Lehrkräfte des ersten Clusters sich aktiv an der Schulentwicklung beteiligen. Dies könnte ihre positive Einstellung zu den Entwicklungsprozessen erklären. Ansonsten unterscheiden sich die Cluster in allen anderen erhobenen soziodemografischen Merkmalen bei der Zwei-Cluster- und der Drei-Cluster-Lösung nur marginal.

Aus der mathematischen Sicht ist zwei die optimale Clusteranzahl. Alle Verfahren liefern ähnliche Clusterergebnisse. Zudem wurde jede einzelne Schule mit der hierarchischen Clusteranalyse untersucht. Alle der 13 Ergebnisse der hierarchischen Clusteranalyse mit dem Ward-Verfahren liefern zwei Cluster. Aber auch die Drei-Cluster-Lösung ist plausibel. Der dritte Cluster beinhaltet die Fälle, die bei der Zwei-Cluster-Lösung zwischen den zwei Clustern liegen und von den verschiedenen Verfahren zwischen den Clustern verschoben werden.

6 Fazit

Das Ziel der Arbeit war, den Datensatz auf Ähnlichkeitsstrukturen zu untersuchen. Dabei wurden mit Hilfe der deterministischen Klassifikationsverfahren zwei Cluster ermittelt. Das Ergebnis der hierarchischen Clusteranalyse wurde mit den Ergebnissen der Clusterzentren- und der Two-Step-Clusteranalyse überprüft und bestätigt. Der eine Cluster beinhaltet Lehrkräfte mit einer positiven Grundhaltung zur Schulentwicklung und der andere Cluster Lehrkräfte mit einer kritischen Grundhaltung. Eine Drei-Cluster-Lösung ist mathematisch nicht optimal, kann jedoch trotzdem verwendet werden und liefert interpretierbare Ergebnisse. Dabei ist zu beachten, dass aus den grafischen Darstellungen keine Cluster erkennbar waren. Auch die Two-Step-Clusteranalyse lieferte keinen Silhouetten-Kohäsionsmesswert, der größer als 0,5 war. Das weist daraufhin, dass im Datensatz keine eindeutig trennbaren Cluster vorliegen. Die Clusterlösungen können trotzdem als stabil bezeichnet werden, da lediglich ca. 20% der Fälle unter verschiedenen Clusterverfahren unterschiedlich eingruppiert sind. Im Umkehrschluss werden ca. 80% der Fälle eindeutig einem Cluster zugeordnet. Das ist ein Hinweis auf die Homogenität der Cluster. Neben den zwei ermittelten Clustern wurde festgestellt, dass die Lehrkräfte, die bereits an einem Schulentwicklungsprojekt mitwirken oder gerne ein Mitglied eines Projektes wären, im Schnitt eine positive Einstellung zur Schulentwicklung haben. Diese Lehrkräfte sind der Meinung, dass die Maßnahmen zur Schulentwicklung notwendig sind. Im Bereich der Arbeitszufriedenheit und der Schulkultur gibt es kaum Lehrkräfte, die mit der Arbeit oder der Schulkultur unzufrieden sind. Im weiteren Verlauf der Analyse wurde festgestellt, dass sich die Cluster kaum in soziodemografischen Merkmalen unterscheiden. Damit kann widerlegt werden, dass die Einstellung der befragten Lehrkräfte zur Schulentwicklung von ihrem Geschlecht und ihrem Alter beeinflusst werden. Die Cluster wurden anhand der elf Faktoren ermittelt. Aufgrund dessen, dass einige Faktoren eine kleine Streuung besitzen, gibt es in den Faktoren dieser Cluster keine deutlich erkennbaren Unterschiede. Durch die Reduzierung der zu untersuchenden Faktoren könnte das Ergebnis der Clusteranalyse optimiert werden, was bereits zum Teil bei der Two-Step-Clusteranalyse gemacht wurde.

Schlussendlich wurde im Rahmen dieser Arbeit festgestellt, dass nicht alle Lehrkräfte mit den neuen Maßnahmen, die zur Qualitätssicherung der Schule gedacht sind, einverstanden sind. Dabei spalten sich die Meinungen in zwei nahezu gleich große Gruppen auf. Da es sich bei der Datenerhebung um keine Zufallsstichprobe handelte, sind die Ergebnisse nicht auf die Grundgesamtheit zu folgern, sondern spiegeln lediglich die Meinung der befragten Lehrkräfte wider.

Ergänzend zu dieser Arbeit könnte eine Regressionsanalyse durchgeführt werden. Dazu müssten jedoch neue Annahmen zur Grundgesamtheit getroffen werden. Mit Hilfe der Regressionsanalyse kann die mittlere statistische Abhängigkeit eines endogenen Faktors von exogenen Faktoren und soziodemografischen Merkmalen dargestellt werden. Außerdem wäre eine Untersuchung der Daten auf kausale Effekte denkbar. Das Konzept der Kausalanalyse ist vor allem für die Evaluation von politischen Maßnahmen geeignet, die in diesem Fall durch die Modernisierung des Schulgesetzes an Berliner Schulen durchgeführt wurden.

Literatur

- BACHER, J., A. PÖGE, AND K. WENZIG (2010): *Clusteranalyse - Anwendungsorientierte Einführung in Klassifikationsverfahren*, München: Oldenbourg Verlag.
- BISCHOFF, A. (2001): *Möglichkeiten zur Erhöhung der Rücklaufquote bei schriftlichen Befragungen*, Hamburg: Diplomica.
- BROSIUS, F. (2008): *SPSS 16 - das mitp-Standardwerk*, Heidelberg: MITP-Verlags GmbH & Co. KG.
- DIAZ-BONE, R. (2013): *Statistik für Soziologen*, Stuttgart: UTB GmbH.
- ECKSTEIN, P. P. (2012): *Angewandte Statistik mit SPSS - Praktische Einführung für Wirtschaftswissenschaftler*, Berlin, Heidelberg, New York: Springer-Verlag.
- KUCKARTZ, U., S. RÄDIKER, T. EBERT, AND J. SCHEHL (2013): *Statistik - Eine verständliche Einführung*, Opladen: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- RÜCKMANN, J. (2015, in Vorbereitung): “Interne Evaluation und Schulentwicklung - Eine Fallstudie an beruflichen Schulen,” Ph.D. thesis, Humboldt-Universität zu Berlin.
- WAGNER, C., J. RÜCKMANN, AND J. VAN BUER (2011): “Schulentwicklung gestalten-Inhalte, Ergebnisse und Instrumente aus dem Modellversuch SUE,” Tech. rep., Institut für Erziehungswissenschaften Abteilung Wirtschaftspädagogik Philosophische Fakultät IV.
- WOLF, C. AND H. BEST (2010): *Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse*, Opladen: VS Verlag für Sozialwissenschaften.

A Abbildungen

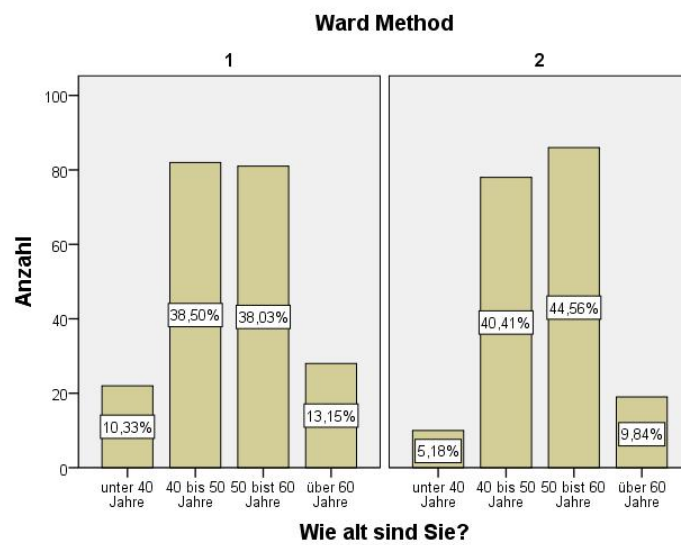


Abbildung 28: Vergleich der Cluster nach dem Alter der Lehrkräfte

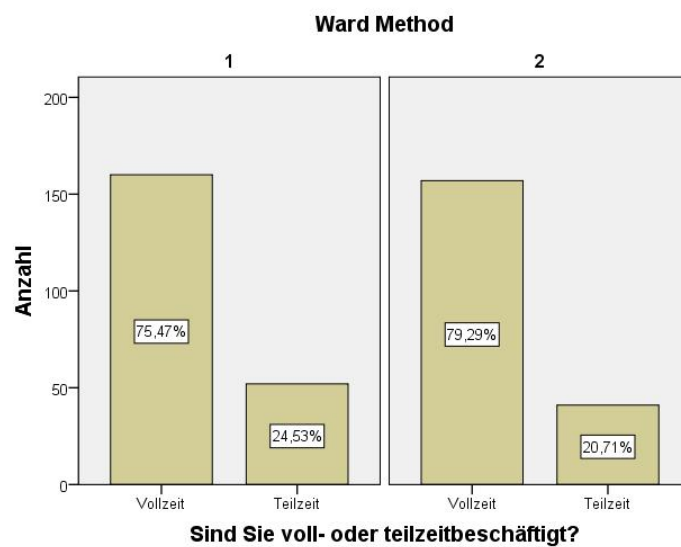


Abbildung 29: Vergleich der Cluster nach der Arbeitszeit der Lehrkräfte

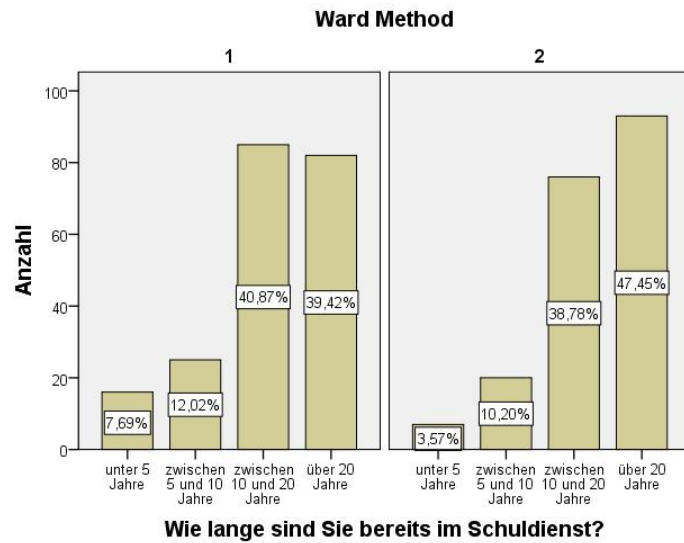


Abbildung 30: Vergleich der Cluster nach der Dauer der Beschäftigung der Lehrkräfte

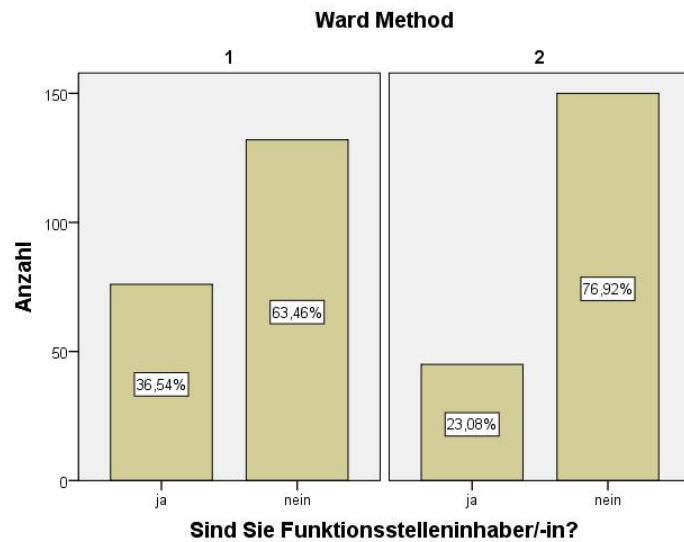


Abbildung 31: Vergleich der Cluster nach Funktionsstelleninhabern

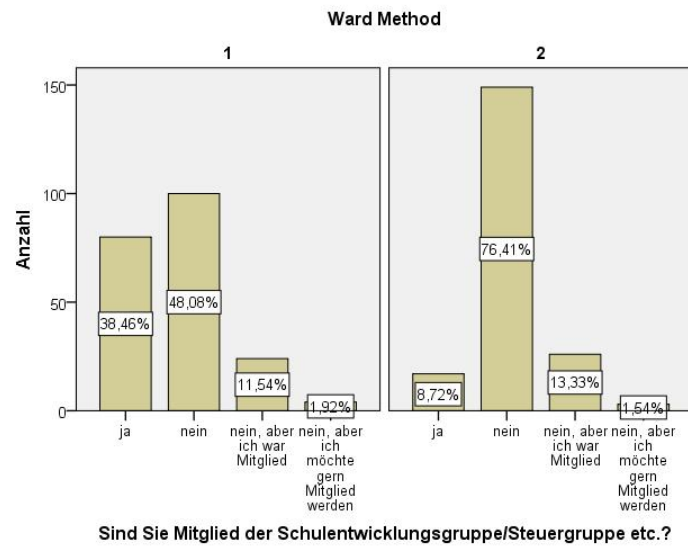


Abbildung 32: Vergleich der Cluster nach der Zugehörigkeit der Lehrkräfte zu einem Schulentwicklungsprojekt

Erklärung zur Urheberschaft

Hiermit erkläre ich, Nicole Hermann, dass ich die vorliegende Arbeit allein und nur unter Verwendung der aufgeführten Quellen und Hilfsmittel angefertigt habe.

Die Prüfungsordnung ist mir bekannt. Ich habe in meinem Studienfach bisher keine Bachelorarbeit eingereicht bzw. diese nicht endgültig nicht bestanden.

Nicole Hermann

Berlin, den 30. April 2015